



**TUGAS AKHIR – SS141501**

**ANALISIS POTENSI PENDONOR DARAH DI UNIT  
TRANSFUSI DARAH PALANG MERAH INDONESIA  
(UTD PMI) KOTA SURABAYA DENGAN METODE  
*CLASSIFICATION TREE* DAN *NEURAL NETWORK***

**FAKHRUS SALAM  
NRP 1315 105 026**

**Dosen Pembimbing  
Dr. Kartika Fithriasari, M.Si  
Dra. Wiwiek Setya Winahju, MS**

**PROGRAM STUDI SARJANA  
DEPARTEMEN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2017**



**TUGAS AKHIR – SS141501**

**ANALISIS POTENSI PENDONOR DARAH DI UNIT  
TRANSFUSI DARAH PALANG MERAH INDONESIA  
(UTD PMI) KOTA SURABAYA DENGAN METODE  
*CLASSIFICATION TREE* DAN *NEURAL NETWORK***

**FAKHRUS SALAM  
NRP 1315 105 026**

**Dosen Pembimbing  
Dr. Kartika Fithriasari, M.Si  
Dra. Wiwiek Setya Winahju, MS**

**PROGRAM STUDI SARJANA  
DEPARTEMEN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2017**



**FINAL PROJECT – SS141501**

**ANALISYS OF POTENTIAL BLOOD DONORS IN  
BLOOD TRANSFUSION UNIT OF INDONESIAN  
RED CROSS (UTD PMI) SURABAYA WITH  
CLASSIFICATION TREE AND NEURAL NETWORK**

**FAKHRUS SALAM  
NRP 1315 105 026**

**Supervisors  
Dr. Kartika Fithriasari, M.Si  
Dra. Wiwiek Setya Winahju, MS**

**UNDERGRADUATE PROGRAMME  
DEPARTMENT OF STATISTICS  
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2017**

## LEMBAR PENGESAHAN

### **ANALISIS POTENSI PENDONOR DARAH DI UNIT TRANSFUSI DARAH PALANG MERAH INDONESIA (UTD PMI) KOTA SURABAYA DENGAN METODE CLASSIFICATION TREE DAN NEURAL NETWORK**

#### **TUGAS AKHIR**

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Sarjana Sains  
pada

Program Studi Sarjana Departemen Statistika  
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

**Fakhrus Salam**  
NRP. 1315 105 026

Disetujui oleh Pembimbing:  
Dr. Kartika Fithriasari, M.Si  
NIP. 19691212 199303 2 002  
Dra. Wiwiek Setya Winahju, MS  
NIP. 19560424 198303 2 001

(  )  




Mengetahui,  
Kepala Departemen



Dr. Suhartono  
NIP. 19710929 199512 1 001

SURABAYA, JULI 2017

# **ANALISIS POTENSI PENDONOR DARAH DI UNIT TRANSFUSI DARAH PALANG MERAH INDONESIA (UTD PMI) KOTA SURABAYA DENGAN METODE CLASSIFICATION TREE DAN NEURAL NETWORK**

**Nama Mahasiswa** : Fakhrus Salam  
**NRP** : 1315 105 026  
**Departemen** : Statistika  
**Dosen Pembimbing 1** : Dr. Kartika Fithriasari, M.Si  
**Dosen Pembimbing 2** : Dra. Wiwiek Setya Winahju, MS

## **Abstrak**

*Persediaan darah dapat berubah sewaktu-waktu, sementara jumlah permintaan darah dari pasien terus meningkat. Pada saat kekurangan persediaan darah, UTD PMI Kota Surabaya menghubungi beberapa orang secara acak untuk melakukan donor darah, metode tersebut dirasa masih kurang efektif karena data pendonor yang terkumpul seringkali tidak memenuhi syarat donor darah. Analisis potensi pendonor darah dapat dijadikan sebagai salah satu tindakan pengambilan keputusan. Salah satu metode untuk pengambilan keputusan sistematis adalah pohon keputusan seperti classification tree dengan kelebihan dapat digunakan untuk data kategorik dan numerik serta menangani adanya data yang tidak lengkap. Selain itu, metode neural network (NN) dipilih karena memiliki kelebihan tanpa adanya asumsi dan mampu melakukan generalisasi dari data. Data yang digunakan yaitu data transaksi donor darah di UTD PMI Kota Surabaya pada Januari - Desember 2016, dengan variabel respon yaitu donor lagi (ya dan tidak) serta variabel prediktor yaitu jenis kelamin, usia, tekanan darah sistolik dan diastolik, kadar HB dan wilayah pendonor. Performa terbaik dari hasil klasifikasi pendonor darah adalah metode NN. Accuracy data testing untuk golongan darah A yaitu 55,76 persen, golongan darah AB sebesar 55,40, golongan darah B sebesar 55,59 persen, dan golongan darah O sebesar 55,82 persen.*

**Kata kunci:** *classification tree, neural network, pendonor darah, UTD PMI Kota Surabaya*

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

# **ANALISYS OF POTENTIAL BLOOD DONORS IN BLOOD TRANSFUSION UNIT OF INDONESIAN RED CROSS (UTD PMI) SURABAYA WITH CLASSIFICATION TREE AND NEURAL NETWORK**

**Student's Name** : Fakhrus Salam  
**Student's Number** : 1315 105 026  
**Department** : Statistics  
**Supervisor 1** : Dr. Kartika Fithriasari, M.Si  
**Supervisor 2** : Dra. Wiwiek Setya Winahju, MS

## **Abstract**

*Blood supply can change at any time while the amount of blood demand from patients continues to increase. If UTD PMI Surabaya has lack of blood's supply, they contacted people randomly to donor. Aforementioned method is considered to be less effective because the people often do not meet the requirements to blood donor. Analysis of potential blood donors can be used as one of decision making. One of the methods for systematic decision-making is decision tree such as classification tree which can be used for categorical and numerical data and able to accommodate incomplete data. In addition, the neural network method was chosen because of its no assumptions and ability to generalization of data. Data used for this analysis are blood donor transaction data of UTD PMI Surabaya in January - December 2016, with the will to donor more (yes and no) as the response variable and several predictor variables such as gender, age, systolic and diastolic blood pressure, HB, and donor's area. The best performance of the blood donors classification is the neural network method. The accuracy level for A type blood's testing was 55.76 percent, 55.40 percent for AB type blood, 55.59 percent for B type blood, and 55.82 percent for O type blood.*

**Key words:** *classification tree, neural network, blood donors, UTD PMI Surabaya*

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*



## KATA PENGANTAR

Syukur Alhamdulillah Penulis panjatkan kepada Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga Penulis dapat menyelesaikan tugas akhir dengan judul “**Analisis Potensi Pendorong Darah di Unit Transfusi Darah Palang Merah Indonesia (UTD PMI) Kota Surabaya dengan Metode *Classification Tree* dan *Neural Network***”. Terdapat banyak pihak yang membantu dalam penyusunan tugas akhir ini, untuk itu Penulis haturkan ungkapan terima kasih kepada:

1. Ibu Dr. Kartika Fithriasari, M.Si selaku dosen pembimbing tugas akhir dan dosen wali, yang secara sabar telah memberikan banyak bimbingan dan saran dalam penyelesaian tugas akhir, serta selama Penulis menjalani masa perkuliahan.
2. Ibu Dra. Wiwiek Setya Winahju, MS selaku dosen pembimbing tugas akhir kedua yang secara sabar dan yang meluangkan waktunya untuk memberikan ilmu dan bimbingan dalam penyelesaian tugas akhir ini.
3. Bapak R. Mohammad Atok, Ph.D dan Ibu Irhamah, M.Si, Ph.D selaku dosen penguji yang telah memberikan banyak saran dan masukkan demi kesempurnaan tugas akhir ini.
4. Bapak Dr. Suhartono selaku Kepala Departemen Statistika FMIPA-ITS.
5. Bapak Dr. Sutikno, M.Si selaku Ketua Program Studi S1 Departemen Statistika FMIPA-ITS yang telah menyediakan fasilitas untuk kelancaran tugas akhir ini.
6. Bapak Khusnul, Ibu Lastri sebagai orang tua yang senantiasa memberikan dukungan dan sumber motivasi bagi Penulis, serta kepada Mas Dedi yang selalu memberikan semangat dan dukungan dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
7. Seluruh dosen dan karyawan Departemen Statistika FMIPA-ITS.
8. Seluruh teman-teman mahasiswa Statistika FMIPA-ITS khususnya Lintas Jalur angkatan 2015 yang selalu memberikan semangat dan dorongan hingga terselesaikannya laporan ini.

9. Serta semua pihak yang telah memberikan bantuan yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Laporan tugas akhir ini masih jauh dari sempurna, dan besar harapan Penulis untuk menerima kritik dan masukan untuk perbaikan ke depannya. Akhir kata, semoga laporan tugas akhir ini dapat memberikan manfaat bagi berbagai pihak.

**Surabaya, Juli 2017**

**Penulis**

## DAFTAR ISI

	Halaman
<b>HALAMAN JUDUL</b> .....	i
<b>LEMBAR PENGESAHAN</b> .....	iii
<b>ABSTRAK</b> .....	v
<b>ABSTRACT</b> .....	vii
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	ix
<b>DAFTAR ISI</b> .....	xi
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xiii
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	xv
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	xvii
<b>BAB I PENDAHULUAN</b>	
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	4
1.3 Tujuan Penelitian.....	4
1.4 Manfaat Penelitian.....	5
1.5 Batasan Masalah.....	5
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b>	
2.1 Donor Darah .....	7
2.2 <i>K-Fold Cross Validation</i> .....	7
2.3 <i>Classification and Regression Tree (CART)</i> .....	10
2.4 <i>Neural Network (NN)</i> .....	12
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN</b>	
3.1 Sumber Data .....	19
3.2 Variabel Penelitian .....	19
3.3 Tahapan Analisis Data.....	20
3.4 Diagram Alir Penelitian.....	22
<b>BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN</b>	
4.1 Karakteristik Pendonor di UTD PMI Kota Surabaya .....	23
4.2 Klasifikasi Potensi Pendonor dengan Metode <i>Classification Trees (CTree)</i> .....	30

4.3	Klasifikasi Potensi Pendorong dengan Metode	
	<i>Neural Network</i> NN .....	36
4.3.1	Klasifikasi NN pada Data <i>Training</i> .....	36
4.3.1	Klasifikasi NN pada Data <i>Testing</i> .....	39
4.3	Perbandingan Performa antara Metode NN dan	
	CTree .....	42
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN</b>		
5.1	Kesimpulan .....	45
5.2	Saran .....	46
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>		<b>49</b>
<b>LAMPIRAN .....</b>		<b>51</b>
<b>BIODATA PENULIS .....</b>		<b>87</b>

## DAFTAR GAMBAR

	Halaman
<b>Gambar 2.1</b> Ilustrasi pembagian data dengan K-folds cross validation.....	8
<b>Gambar 2.2</b> Ilustrasi struktur pohon klasifikasi.....	10
<b>Gambar 2.3</b> Ilustrasi <i>neural network</i> sederhana .....	13
<b>Gambar 2.4</b> Ilustrasi <i>backpropagation neural</i> <i>Network</i> dengan satu <i>hidden layer</i> dan dua <i>output</i> .....	14
<b>Gambar 3.1</b> Diagram alir penelitian .....	22
<b>Gambar 4.1</b> Banyaknya pendonor darah tahun 2016 .....	24
<b>Gambar 4.2</b> Jumlah frekuensi pendonor menurut golongan darah dan jenis kelamin pada tahun 2016.....	25
<b>Gambar 4.3</b> Banyaknya pendonor darah menurut frekuensi donor dan golongan darah selama Januari - Desember 2016 .....	26
<b>Gambar 4.4</b> Persentase frekuensi donor menurut golongan darah.....	27
<b>Gambar 4.5</b> <i>Boxplot</i> usia berdasarkan frekuensi donor .....	28
<b>Gambar 4.6</b> <i>Boxplot</i> usia berdasarkan wilayah.....	29
<b>Gambar 4.7</b> Banyaknya pendonor darah menurut wilayah pada Januari - Desember 2016 .....	30
<b>Gambar 4.8</b> Pohon klasifikasi pada <i>fold</i> ke-7 untuk golongan darah AB .....	34
<b>Gambar 4.9</b> <i>Accuracy</i> data <i>training</i> metode NN .....	38
<b>Gambar 4.10</b> Bentuk jaringan NN.....	38
<b>Gambar 4.11</b> <i>Accuracy</i> data <i>testing</i> metode NN .....	42

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR TABEL

	Halaman
<b>Tabel 3.1</b> Variabel Penelitian.....	20
<b>Tabel 4.1</b> Banyaknya Pendonor dan Frekuensi Donor pada Januari - Desember 2016.....	24
<b>Tabel 4.2</b> Pembagian Data <i>Training</i> dan <i>Testing</i> .....	30
<b>Tabel 4.3</b> Kemungkinan Pemilah Variabel Prediktor Data Golongan Darah AB.....	31
<b>Tabel 4.4</b> Perhitungan Indeks Gini Variabel Respon Data Golongan AB.....	32
<b>Tabel 4.5</b> Rata-Rata Performa Klasifikasi Metode CTree .....	33
<b>Tabel 4.6</b> Beberapa Karakteristik Pengelompokan Hasil Pohon Klasifikasi untuk Golongan Darah AB .....	35
<b>Tabel 4.7</b> Performa Data <i>Training</i> Metode NN .....	37
<b>Tabel 4.8</b> Model NN Tiap <i>Output Layer</i> untuk Data Training.....	39
<b>Tabel 4.9</b> Model NN Setiap Neuron <i>Hidden Layer</i> Data <i>Training</i> .....	40
<b>Tabel 4.10</b> Performa Data <i>Testing</i> Metode NN .....	41
<b>Tabel 4.11</b> Rangkuman Performa Klasifikasi Metode NN dan CTree.....	42

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*



## DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
<b>Lampiran 1.</b> Surat keterangan legalitas pengambilan data di UTD PMI Kota Surabaya.....	51
<b>Lampiran 2.</b> <i>Syntax</i> klasifikasi metode CTree dengan <i>K-folds cross validation</i> menggunakan software MATLAB.....	52
<b>Lampiran 3.</b> <i>Syntax</i> klasifikasi metode NN dengan <i>K-folds cross validation</i> menggunakan software MATLAB.....	53
<b>Lampiran 4.</b> Performa klasifikasi metode CTree dengan <i>10-folds cross validation</i> .....	56
<b>Lampiran 5.</b> Pohon klasifikasi metode CTree dengan <i>K-folds cross validation</i> .....	58
<b>Lampiran 6.</b> Perhitungan <i>goodness of split</i> tiap variabel prediktor untuk data golongan darah AB .....	67
<b>Lampiran 7.</b> Performa klasifikasi metode NN dengan <i>K-folds cross validation</i> .....	68
<b>Lampiran 8.</b> Estimasi parameter metode NN untuk golongan darah A dengan 15 neuron <i>hidden layer</i> .....	78
<b>Lampiran 9.</b> Estimasi parameter metode NN untuk golongan darah AB dengan 15 neuron <i>hidden layer</i> .....	80
<b>Lampiran 10.</b> Estimasi parameter metode NN untuk golongan darah B dengan 30 neuron <i>hidden layer</i> .....	81
<b>Lampiran 11.</b> Estimasi parameter metode NN untuk golongan darah O dengan 30 neuron <i>hidden layer</i> .....	83

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Pada kondisi tertentu, seperti kecelakaan dengan pendarahan hebat, proses persalinan bayi dengan pendarahan, dan demam berdarah pada *grade* tertentu mengakibatkan kebutuhan darah yang menopang hidup orang tersebut tidak cukup, sehingga memerlukan tindakan cepat untuk mendapatkan darah (Hamzah, 2015). Salah satunya cara adalah dengan transfusi darah. Menurut *World Health Organization* (WHO) (2010), transfusi darah merupakan proses menyumbangkan darah untuk menolong orang lain yang memerlukan darah. Pemenuhan kebutuhan darah menjadi sangat penting untuk meningkatkan kualitas pelayanan kesehatan dan menyelamatkan nyawa seseorang. Ideal ketersediaan darah menurut WHO adalah 2,5 persen dari jumlah penduduk di suatu wilayah. Jawa Timur pada 2013 adalah provinsi yang mengalami kekurangan kebutuhan darah sebesar 30,67 persen, karena kebutuhan idealnya adalah 765.377 kantong darah. Hal tersebut berakibat rumah sakit sering mengalami kesulitan dalam memenuhi kebutuhan darah. Penyebab kurangnya ketersediaan darah di Jawa Timur antara lain terkendala rendahnya tingkat kesadaran masyarakat untuk menjadi pendonor darah (Kementrian Kesehatan RI, 2014).

Aman dan memadainya persediaan darah, bergantung pada dukungan dan komitmen pemerintah terhadap pengembangan pelayanan transfusi darah nasional, melalui organisasi yang dikelola pemerintah atau organisasi nirlaba yang ditunjuk seperti PMI atau organisasi donor darah sukarela (Soedarmono, Susanti, & Kartabrata, 2005). UTD PMI Kota Surabaya merupakan badan penyelenggara kegiatan donor darah dalam proses membantu melayani kebutuhan darah masyarakat. UTD PMI Kota Surabaya tidak hanya melayani kebutuhan darah di lingkup Surabaya atau Jawa Timur saja, namun juga menangani dan melayani kebutuhan darah untuk wilayah Indonesia Timur. Terbatasnya jumlah pendonor da-

rah dan frekuensi donor menyebabkan UTD PMI Kota Surabaya belum mampu memenuhi kebutuhan permintaan darah secara maksimal, sehingga UTD PMI Kota Surabaya terus berupaya mengantisipasi kesediaan stok darah, dengan cara menggelar layanan donor darah di tempat keramaian seperti mall dan taman publik.

Penelitian mengenai pemilihan dan klasifikasi pendonor darah telah banyak dilakukan, diantaranya; Yunus, Dahlan dan Santoso (2014), yang melakukan pemilihan pendonor potensial menggunakan algoritma C4.5 dan *fuzzy tahani* dengan variabel jenis kelamin, usia, berat badan, golongan darah, tekanan darah, kadar hemoglobin (HB), dan kadar hematocrit serta variabel *output* adalah atribut donor lagi yang bernilai ‘ya’ dan ‘tidak’. Hasil penelitian tersebut menunjukkan rata-rata akurasi hasil prediksi sebesar 89,64 persen menggunakan *dataset* yang berasal dari PMI Kota Malang. Selain itu, Darwiche, dkk (2010) melakukan penelitian menggunakan algoritma *multilayer perceptrons* dan *support vector machines* dengan variabel yang digunakan adalah RFMTC yaitu jarak waktu dengan donor terakhir (*recency*), frekuensi donor (*frequency*), jumlah darah yang didonorkan (*monetary*), dan jarak waktu sejak donor pertama (*time*), dengan variabel targetnya adalah menyumbang atau tidak menyumbang berdasarkan apakah bulan Maret 2007 pendonor tersebut melakukan donor atau tidak. Penelitian tersebut menghasilkan *sensitivity* sebesar 65,8 persen dan *specificity* sebesar 78,2 persen. Fais, dkk (2015) juga pernah melakukan klasifikasi pendonor dengan metode *naïve bayes classifier*. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa keakuratan metode tersebut sebesar 74 persen, dengan variabel penelitian yang digunakan adalah kadar HB, tekanan darah atas dan bawah, berat badan, usia, jenis kelamin, riwayat penyakit dan interval donor.

Berbagai penelitian tersebut telah melakukan pemilihan dan klasifikasi pendonor namun hasil akurasi yang dihasilkan masih rendah. Oleh karena itu, dilakukan penelitian untuk menganalisis potensi pendonor darah di UTD PMI Kota Surabaya yang dijadikan sebagai tindakan pengambilan keputusan untuk memilih pendonor yang memiliki kemungkinan (memenuhi syarat) dapat mendonor-

kan darahnya kembali. Salah satu metode untuk pengambilan keputusan yang sistematis yaitu dengan menyusun sebuah pohon keputusan (*decision tree*). Metode *decision tree* memiliki beberapa kelebihan, diantaranya; mudah untuk dipahami dan diinterpretasikan, dapat digunakan untuk data numerik dan kategorik, proses cepat, dapat digunakan untuk *dataset* yang besar, dan berbagai kelebihan lainnya (Gorunescu, 2011). Terdapat beberapa jenis metode *decision tree*, diantaranya; *iterative dichotomiser* (ID3), C4.5 dan *classification and regression trees* (CART). Perbedaan ketiga metode tersebut terdapat pada pengukuran pemisah variabelnya, yang mana ID3 menggunakan ukuran *information gain*, C4.5 menggunakan *gini ratio*, sedangkan CART menggunakan *gini index* (Han, Kamber, & Pei, 2012).

Jenis metode *decision tree* yang dipilih pada penelitian ini yaitu metode CART, ukuran pemisah yang digunakan adalah *gini index*, karena variabel prediktor yang dipisahkan menjadi dua kelas (*binary split*) untuk menentukan apakah pendonor memiliki potensi dapat atau tidak dapat mendonorkan darahnya kembali. Variabel respon dalam penelitian ini berbentuk kategorik (donor lagi dan tidak donor lagi), maka CART akan dihasilkan adalah *classification tree* (CTree). Selain menyusun sebuah pohon keputusan dengan CTree, klasifikasi juga dilakukan dengan metode *neural network* (NN). NN memiliki beberapa kelebihan yaitu kemampuan mengakuisisi pengetahuan walaupun dalam kondisi ada gangguan dan ketidakpastian, hal ini karena NN mampu melakukan generalisasi, abstraksi, dan ekstraksi dari data. Selain itu, juga memiliki kelebihan mempresentasikan kemampuan secara fleksibel (Utama, 2015). Beberapa kasus, NN memberikan ketepatan hasil klasifikasi yang lebih baik jika dibandingkan dengan regresi logistik. Seperti yang pernah dilakukan Hadi dan Suhartono (2012), yang memodelkan faktor-faktor yang mempengaruhi prestasi mahasiswa pasca sarjana ITS dengan regresi logistik dan NN. Hasil ketepatan klasifikasi untuk regresi logistik sebesar 74,23 persen sedangkan ketepatan klasifikasi metode NN sebesar 80,19 persen. Sementara itu, Widhianingsih dan Fithriasari (2016) melakukan klasifikasi artikel

dalam majalah *online* wanita dengan *naïve bayes classifier* (NBC) dan NN, menunjukkan hasil bahwa tingkat akurasi model NN sebesar 75 persen dan metode NBC sebesar 80,71 persen. Hasil uraian tersebut, sehingga dilakukan penelitian untuk menganalisis potensi pendonor yang dapat mendonorkan darahnya kembali di UTD PMI Kota Surabaya menggunakan metode CTree dan NN.

## 1.2 Rumusan Masalah

UTD PMI Kota Surabaya belum mampu memenuhi kebutuhan permintaan darah secara maksimal disebabkan terbatasnya jumlah pendonor darah. Analisis potensi pendonor darah perlu dilakukan untuk dijadikan sebagai tindakan pengambilan keputusan dalam memilih pendonor darah yang memiliki kemungkinan (memenuhi syarat) untuk mendonorkan darahnya kembali, karena ketersediaan darah sangat bergantung pada kualitas dan banyaknya pendonor darah. Di sisi lain, tingkat kesadaran atau partisipasi masyarakat untuk mendonorkan darah masih kurang. Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, beberapa variabel yang dapat digunakan untuk menentukan potensi pendonor darah adalah jenis kelamin, usia, tekanan darah, kadar HB, dan wilayah pendonor. Oleh karena itu, permasalahan utama yang akan dibahas dalam penelitian ini adalah metode apa yang terbaik antara metode *classification tree* dan *neural network* dalam melakukan klasifikasi potensi pendonor darah di UTD PMI Kota Surabaya?.

## 1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mendeskripsikan karakteristik pendonor darah di UTD PMI Kota Surabaya.
2. Melakukan klasifikasi potensi pendonor darah di UTD PMI Kota Surabaya menggunakan metode *classification tree*.
3. Melakukan klasifikasi potensi pendonor darah di UTD PMI Kota Surabaya menggunakan metode *neural network*.
4. Membandingkan performa hasil klasifikasi potensi pendonor darah dari metode *classification tree* dan *neural network*.

#### **1.4 Manfaat Penelitian**

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah memberikan informasi mengenai performa metode *classification tree* dan *neural network* dalam mengklasifikasikan potensi pendonor darah di UTD PMI Kota Surabaya, serta penelitian ini diharapkan dapat dijadikan sebagai bahan pertimbangan memilih pendonor yang memiliki potensi untuk dapat mendonorkan darahnya kembali di UTD PMI Kota Surabaya.

#### **1.5 Batasan Penelitian**

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah kategori potensi pendonor darah yang digunakan dalam klasifikasi ada dua yaitu dapat mendonorkan darahnya kembali (ya) dan tidak dapat mendonorkan darahnya kembali (tidak) di UTD PMI Kota Surabaya selama satu tahun 2016. Jenis pendonor darah yang memiliki rhesus darah positif.

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*



## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1 Donor Darah**

Donor merupakan organisme yang memberikan jaringan hidup untuk digunakan pada tubuh lain, seperti orang yang memberikan darahnya untuk transfusi, atau organ untuk ditransplantasikan (Dorland, 2009). Menurut WHO (2010), donor sukarela tidak dibayar adalah landasan persediaan darah yang aman dan tetap terpelihara, tidak satu pun negara yang dapat menyediakan cukup darah untuk semua pasien yang membutuhkan transfusi. Selain itu, donor sukarela dapat dipandang sebagai aset nasional yang berharga.

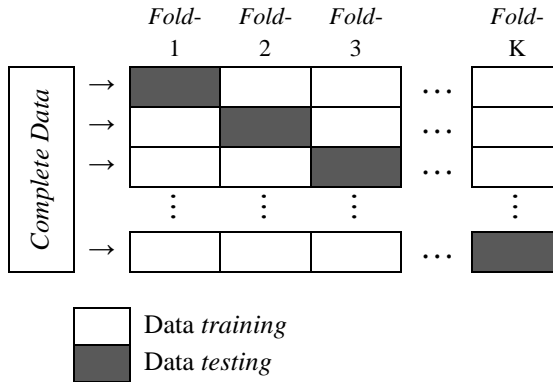
Donor darah merupakan suatu prosedur yang sangat aman dan sangat penting untuk transfusi darah. Transfusi darah adalah suatu komponen esensial bagi pelayanan kesehatan. Transfusi darah berkontribusi menyelamatkan jutaan nyawa setiap tahun dalam situasi normal maupun darurat, memungkinkan intervensi medis kompleks dan operasi yang semakin bertambah serta peningkatan harapan hidup dan kualitas hidup pasien-pasien dengan berbagai kondisi akut dan kronis (WHO, 2010). Syarat menjadi pendonor darah ialah:

1. Berusia minimum 17 tahun.
2. Berat badan minimal 45 kg.
3. Tekanan darah sistolik 110 - 160 mmHg dan diastolik 60 - 100 mmHg.
4. Kadar hemoglobin 12,5 - 17,0 g/dl.
5. Pendonor wanita tidak sedang hamil/menyusui dan menstruasi.
6. Tidak dalam pengaruh obat-obatan, serta tidak menderita penyakit seperti: jantung, hati, paru-paru, ginjal, kencing manis, penyakit darah, gangguan pembekuan darah, dan lain-lain.

#### **2.2 K-Fold Cross Validation**

*K-folds cross validation* merupakan suatu metode yang dapat diandalkan untuk memprediksi kesalahan dalam suatu klasifikasi. Metode ini banyak digunakan oleh peneliti untuk mengurangi bias

yang terjadi karena pengambilan sampel data yang akan digunakan. *K-folds cross validation* secara berulang-ulang membagi data menjadi data *training* dan data *testing*, setiap data memiliki kesempatan menjadi data *testing* (Gokgoz & Subasi, 2015). Ilustrasi pembagian data menggunakan metode *K-folds cross validation* dapat dilihat pada Gambar 2.1.



**Gambar 2.1** Ilustrasi pembagian data dengan *K-folds cross validation*

*Cross validation accuracy* (CVA) yang dihasilkan dengan menggunakan metode *K-folds cross validation* dirumuskan seperti persamaan (2.1),  $K$  adalah banyaknya *fold* yang digunakan, dan  $A_k$  adalah akurasi yang dihasilkan pada setiap *fold*.

$$CVA = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K A_k \quad (2.1)$$

Performa suatu metode klasifikasi dapat diukur menggunakan *accuracy*, *sensitivity* dan *specificity*. *Accuracy* adalah banyaknya pengamatan yang tepat diklasifikasikan sesuai kategorinya, *sensitivity* adalah banyaknya pengamatan yang berkategori positif yang tepat diklasifikasikan, dan *specificity* adalah banyaknya pengamatan yang berkategori negatif yang tepat diklasifikasikan. Perhitungan *accuracy*, *sensitivity*, dan *specificity* dapat dihitung dengan

persamaan (2.2), (2.3) dan (2.4). *True positive* (TP) adalah banyaknya pengamatan berkategori positif yang tepat diklasifikasikan ke kategori positif, *true negative* (TN) adalah banyaknya pengamatan berkategori negatif yang tepat diklasifikasikan ke kategori negatif, *false positive* (FP) adalah banyaknya pengamatan berkategori positif yang diklasifikasikan ke kategori negatif, dan *false negative* (FN) adalah banyaknya pengamatan berkategori negatif yang diklasifikasikan ke kategori positif.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \times 100\% \quad (2.2)$$

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (2.3)$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FN} \times 100\% \quad (2.4)$$

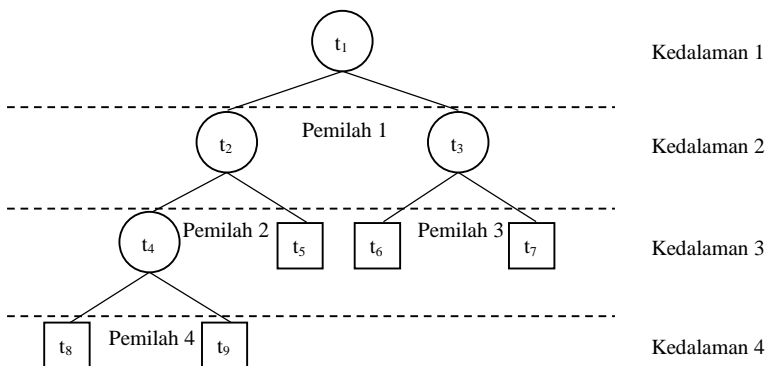
Berikut merupakan tahapan dalam menggunakan *K-folds cross validation*.

- Langkah 1. Menentukan nilai K (banyak *fold*) yang akan digunakan. Nilai K yang umum digunakan adalah 5 atau 10.
- Langkah 2. Melakukan pengambilan data secara acak sebanyak  $n \left( \frac{K-1}{K} \right)$ , dengan  $n$  adalah banyak data. Data yang diambil disebut data *training*.
- Langkah 3. Membuat model dengan menggunakan data *training*.
- Langkah 4. Menghitung performa model yang didapat, baik data *training* maupun data *testing*. Performa model klasifikasi dapat dilihat menggunakan *accuracy*, *sensitivity*, dan *specificity*.
- Langkah 5. Mengulangi langkah 2 - 4 sebanyak K kali, sehingga semua data yang digunakan memiliki kesempatan untuk menjadi data *testing*.
- Langkah 6. Menghitung rata-rata performa metode.

Setelah didapat sebanyak  $K$  performa untuk data *training* dan  $K$  performa untuk data *testing*, langkah terakhir adalah menghitung akurasi dari metode yang digunakan secara keseluruhan (CVA) dengan persamaan (2.1).

### 2.3 Classification and Regression Trees (CART)

*Decision tree* merupakan suatu bentuk pohon yang menyerupai diagram alir, dengan *internal node* menunjukkan variabel prediktor yang digunakan sebagai pemisah yang dihubungkan oleh cabang, dan setiap *leaf node* adalah kelas hasil klasifikasi (Han, Kamber, & Pei, 2012). CART adalah salah satu jenis *decision tree* yang merupakan salah satu metode yang digunakan untuk menggambarkan hubungan antara variabel respon dengan satu atau lebih variabel prediktor dengan teknik pohon keputusan. Jika variabel respon berbentuk kontinu, maka CART yang dihasilkan yaitu regresi pohon (*regression tree*), namun jika variabel respon berbentuk kategorik, maka CART menghasilkan klasifikasi pohon (*classification tree* atau CTree) (Breiman, dkk, 1993).



**Gambar 2.2** Ilustrasi Struktur Pohon Klasifikasi

Ilustrasi struktur pohon klasifikasi pada Gambar 2.2 menggambarkan bahwa simpul awal yang mengandung seluruh data dinotasikan dengan  $t_1$ . Simpul dalam (*internal node*) dinotasikan dengan

$t_2$ ,  $t_3$ , dan  $t_4$ , sedangkan simpul akhir (*terminal node*) dinotasikan dengan  $t_5$ ,  $t_6$ ,  $t_7$ ,  $t_8$ , dan  $t_9$ . Setelah simpul akhir tidak ada lagi pemilahan, artinya simpul anak yang dihasilkan telah homogen. Setiap simpul berada pada kedalaman (*depth*) tertentu, dimulai dari simpul awal  $t_1$  yang berada pada kedalaman 1,  $t_2$  dan  $t_3$  berada pada kedalaman 2, simpul  $t_4$ ,  $t_5$ ,  $t_6$ , dan  $t_7$  berada pada kedalaman 3, serta simpul  $t_8$  dan  $t_9$  berada pada kedalaman 4.

CART merupakan salah satu jenis *decision tree* dengan banyak kelas yang digunakan dalam analisis adalah dua (*binary decision tree*). Ukuran pemilihan variabel yang digunakan dalam metode CART adalah dengan indeks gini. Fungsi indeks gini dituliskan dalam persamaan (2.5), dengan,  $i(t)$  merupakan fungsi keheterogenan indeks gini pada simpul- $t$ ,  $p(i|t)$  adalah proporsi kelas- $i$  pada simpul- $t$ , sedangkan  $p(j|t)$  adalah proporsi kelas- $j$  pada simpul- $t$ .

$$i(t) = \sum_{j=1} p(i|t)p(j|t) \text{ untuk } i \neq j \quad (2.5)$$

Pemilahan terbaik dilakukan berdasarkan kriteria *goodness of split* yang merupakan suatu evaluasi bagi pemilahan dilakukan oleh pemilah  $s$  pada suatu simpul  $t$ . *Goodness of split* menunjukkan ukuran penurunan keheterogenan suatu kelas pada persamaan (2.6). Pemilah yang menghasilkan nilai *goodness of split* tertinggi merupakan pemilah terbaik, karena variabel tersebut mampu mereduksi heterogenitas lebih tinggi.

$$\phi(s, t) = \Delta i(s, t) = i(t) - p_L i(t_L) - p_R i(t_R) \quad (2.6)$$

dengan,

$\phi(s, t)$  : nilai *goodness of split*

$i(t)$  : fungsi keheterogenan pada simpul- $t$

$p_L$  : proporsi pengamatan simpul kiri

$p_R$  : proporsi pengamatan simpul kanan

$i(t_L)$  : fungsi keheterogenan pada simpul anak kiri

$i(t_R)$  : fungsi keheterogenan pada simpul anak kanan

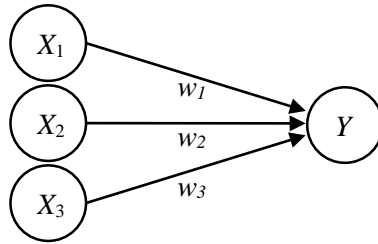
Jika variabel prediktor yang digunakan merupakan data kategorik, maka pemisah simpul sebelumnya menjadi simpul kanan dan simpul kiri dapat menggunakan kategori pada variabel tersebut. Apabila kategori berskala nominal bertaraf  $L$ , maka akan diperoleh sebanyak  $2^{L-1}-1$  pemilahan yang mungkin terjadi, sedangkan, jika kategori berskala ordinal bertaraf  $L$ , maka akan diperoleh sebanyak  $L-1$  pemilahan. Namun jika variabel prediktor yang digunakan berskala rasio atau data numerik, maka digunakan berbagai kemungkinan nilai tengah (median) antar setiap data yang telah diurutkan sebagai pemisah simpul, kemudian akan dipilih nilai tengah yang menghasilkan nilai *goodness of split* terbesar. Berikut tahapan-tahapan yang dilakukan dalam membuat pohon klasifikasi.

- Langkah 1. Menghitung nilai indeks gini variabel respon dengan persamaan (2.5).
- Langkah 2. Menentukan nilai *threshold* atau pemisah simpul untuk setiap variabel prediktor yang digunakan. Jika variabel prediktor merupakan data kategorik, maka pemisah simpul adalah kategori pada variabel tersebut, dan jika variabel prediktor data numerik, digunakan nilai tengah antar data sebagai pemisah simpul.
- Langkah 3. Menghitung nilai *goodness of split* untuk setiap variabel prediktor menggunakan persamaan (2.6).
- Langkah 4. Memilih variabel prediktor yang menghasilkan nilai *goodness of split* terbesar sebagai simpul.
- Langkah 5. Mengulangi langkah 2 sampai langkah 4 hingga semua variabel prediktor digunakan atau data sudah terbagi secara sempurna. Langkah 2 hingga tahapan 4 dilakukan kembali menggunakan variabel yang belum digunakan pada simpul.

## 2.4 Neural Network (NN)

Menurut Fausett (1994), NN adalah pemroses informasi yang mempunyai karakteristik sama dengan jaringan syaraf biologis. NN ditentukan oleh tiga hal, yaitu pola hubungan antar neuron (ar-

sitektur jaringan), metode untuk menentukan bobot penghubung (*training/learning/algorithm*) dan fungsi aktivasi. Struktur NN secara sederhana diilustrasikan pada Gambar 2.3.

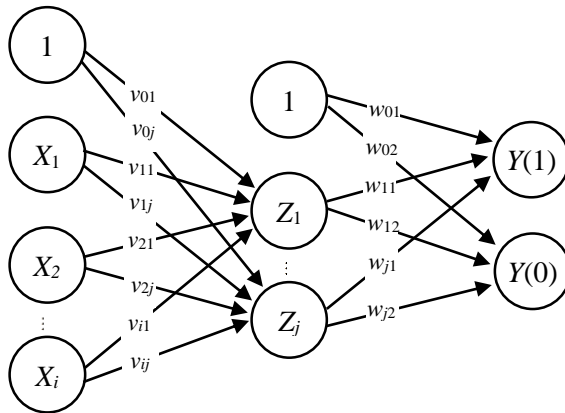


**Gambar 2.3** Ilustrasi *neural network* sederhana

Neuron  $Y$  menerima *input* dari neuron  $X_1$ ,  $X_2$  dan  $X_3$ . Aktivasi (sinyal *output*) untuk masing-masing neuron tersebut adalah  $X_1$ ,  $X_2$  dan  $X_3$ , dengan bobot hubungan masing-masing adalah  $w_1$ ,  $w_2$  dan  $w_3$ . Ketiga *impuls* neuron dijumlahkan, sehingga dapat ditulis seperti persamaan (2.7). Besarnya *impuls* yang diterima oleh  $Y$  mengikuti fungsi aktivasi  $y = f(y_{in})$ . Apabila nilai aktivasi cukup kuat, maka sinyal/isyarat akan diteruskan. Nilai fungsi aktivasi (*output* model jaringan) juga dipakai sebagai dasar untuk mengubah bobot.

$$y_{in} = w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 \quad (2.7)$$

*Backpropagation* merupakan algoritma yang sering digunakan pada NN khususnya *multilayer perceptron* untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan neuron-neuron pada lapisan tersembunyi (*hidden layer*) dengan banyak lapisan. Contoh jaringan *backpropagation* yang ditunjukkan pada Gambar 2.4, dengan  $i$  masukan, sebuah *hidden layer* yang terdiri dari  $j$  unit, dan satu unit *output*.  $v_{ij}$  merupakan bobot garis dari unit *input*  $X_i$  ke unit *hidden layer*  $Z_j$  ( $v_{0j}$  adalah bobot garis yang menghubungkan bias di unit *input* ke unit *hidden layer*  $Z_j$ ).  $w_j$  adalah bobot dari unit *hidden layer*  $Z_j$  ke unit *output*  $Y$  ( $w_0$  merupakan bobot dari bias di *hidden layer* ke unit *output*  $Y$ ).



**Gambar 2.4** Ilustrasi *backpropagation neural network* dengan satu *hidden layer* dan dua neuron output

Secara garis besar, cara kerja jaringan *backpropagation* adalah ketika jaringan ini diberikan sebuah *input* berupa pola pelatihan, maka pola ini akan masuk melalui jaringan *input*, lalu dilanjutkan ke *hidden layer* dan berakhir pada *output layer*. *Output layer* akan memberikan *output* sebagai respon. Namun jika hasil *output* dari jaringan *output* tidak sesuai dengan yang diharapkan, maka *output* akan dikembalikan ke dalam sistem, yaitu dengan cara mengembalikannya ke *hidden layer*, lalu *hidden layer* melanjutkan menuju ke *input layer*. Tahap pelatihan ini merupakan langkah untuk melatih suatu NN, yaitu dengan cara melakukan perubahan bobot, sedangkan penyelesaian masalah akan dilakukan jika proses pelatihan tersebut telah selesai. Fase ini disebut sebagai fase pengujian. Algoritma pelatihan untuk jaringan dengan satu *hidden layer* adalah sebagai berikut.

- Langkah 0. Inisialisasi bobot dengan bilangan acak yang bernilai kecil.
- Langkah 1. Jika kondisi penghentian belum terpenuhi, maka melakukan langkah 2 - 9.
- Langkah 2. Setiap pasang data dilakukan langkah 3 - 8.



- Langkah 3. Setiap unit *input* ( $X_i, i = 1, \dots, n$ ) menerima isyarat masukan  $x_i$  dan diteruskan ke semua unit *hidden layer* diatasnya.
- Langkah 4. Setiap unit *hidden* ( $Z_j, j = 1, \dots, p$ ), menjumlahkan sinyal *input* yang terboboti dengan persamaan (2.8), dan menerapkan fungsi aktivasi pada persamaan (2.9) untuk sinyal *output*.

$$z\_in_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (2.8)$$

$$z_j = f(z\_in_j) = \frac{1}{1 + e^{-z\_in_j}} \quad (2.9)$$

- Langkah 5. Setiap unit *output* ( $Y_k, k = 1 \text{ dan } 2$ ), menjumlahkan sinyal *input* yang terboboti dengan persamaan (2.10), yang menerapkan fungsi aktivasi persamaan (2.11) untuk sinyal *output*.

$$y\_in_k = w_{0k} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} \quad (2.10)$$

$$y_k = f(y\_in_k) = \frac{1}{1 + e^{-y\_in_k}} \quad (2.11)$$

- Langkah 6. Unit *output* ( $Y_k, k = 1 \text{ dan } 2$ ) menerima pola target yang sesuai dengan pola *input training*, menghitung *error* informasi dari target dengan persamaan (2.12), dan menghitung perubahan bobot  $w_{jk}$  dan bobot bias  $w_{0k}$  dengan laju percepatan  $\alpha$  pada persamaan (2.13).

$$\delta_k = (t_k - y_k) y_k (1 - y_k) \quad (2.12)$$

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \text{ dan } \Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \quad (2.13)$$

Langkah 7. Setiap unit *hidden* ( $Z_j, j = 1, 2, \dots, p$ ), menghitung delta ( $\delta$ ) dengan persamaan (2.14) serta menghitung perubahan bobot  $v_{ji}$  dan bobot bias  $v_{0j}$  dengan persamaan (2.15).

$$\delta_k = \delta_{in_j} z_j (1 - z_j) \text{ dengan } \delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (2.14)$$

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \text{ dan } \Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \quad (2.15)$$

Langkah 8. Unit *output* ( $Y_k, k = 1 \text{ dan } 2$ ) memperbaharui bias dan bobot ( $j = 0, \dots, p$ ) dengan persamaan (2.16). Setiap unit *hidden* ( $Z_j, j = 1, 2, \dots, p$ ) memperbaharui bias dan bobot ( $i = 0, \dots, n$ ) dengan persamaan (2.17).

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (2.16)$$

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (2.17)$$

Langkah 9. Uji syarat berhenti

Langkah 3 sampai 5 merupakan langkah *feedforward*, langkah 6 dan 7 termasuk dalam langkah *backpropagation*, sedangkan langkah 8 dan 9 adalah langkah untuk memperbaharui bobot dan bias. Algoritma *backpropagation* melakukan pelatihan hingga didapatkan hasil yang paling optimum. Cara algoritma *backpropagation* memaksimalkan hasil pelatihan adalah dengan meminimalkan besar *error* yang terjadi. Pada algoritma ini, *error* diminimalisir dengan cara memodifikasi pembobot yang digunakan dalam perhitungan. Ketika ditemukan bobot baru, proses pelatihan akan dilakukan kembali. Proses ini akan dilakukan secara berulang-ulang dan akan berhenti pada saat didapatkan *error* yang telah memenuhi uji syarat berhenti (Fausett, 1994).

Proses klasifikasi dalam NN digunakan untuk meminimalkan fungsi resiko empiris. Fungsi resiko empiris yang diminimalkan dalam algoritma NN seperti pada persamaan (2.18), dengan  $y_k$  ada-

lah target dan  $\hat{y}_k$  adalah prediksi kategori. Berdasarkan persamaan (2.18), maka *loss function* dinyatakan dengan  $(y_k(n) - \hat{y}_k(n))^2$ . *Loss function* digunakan untuk mengetahui tingkat kesalahan yang ditimbulkan dari model yang didapatkan. Jika prediksi kategori sesuai dengan target ( $\hat{y}_k = y_k$ ) maka nilai *loss* akan sama dengan 0 (nol), jika prediksi kategori tidak sesuai dengan target ( $\hat{y}_k \neq y_k$ ), maka *loss* akan bernilai 1 (satu).

$$R = \frac{1}{2N} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^2 (y_k(n) - \hat{y}_k(n))^2 \quad (2.18)$$

Persamaan (2.19) digunakan untuk meminimalkan *loss function*  $L(y, \hat{y})$ , dengan  $\hat{y}$  merupakan fungsi tujuan NN yang dinyatakan sebagai  $f(y_{in_k})$ , sehingga persamaan (2.19) dapat ditulis seperti persamaan (2.20).

$$(\hat{v}_{ji}, \hat{w}_{kj})^T = \min_{v,w} L(y, \hat{y}) \quad (2.19)$$

$$(\hat{v}_{ji}, \hat{w}_{kj})^T = \min_{v,w} L(y, f(y_{in_k})) \quad (2.20)$$

Pelatihan dalam NN dilakukan dengan metode *gradient descent*, sehingga hasil yang didapat mungkin tidak konvergen pada nilai solusi global (Moraes, Valiati, & Neto, 2013).

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## **BAB III**

### **METODOLOGI PENELITIAN**

#### **3.1 Sumber Data**

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang berupa data profil pendonor darah dan transaksi donor darah di UTD PMI Kota Surabaya pada periode Januari hingga Desember 2016. Data transaksi donor yang didapat sebanyak 22.270 data, yang selanjutnya data transaksi donor darah dibagi menjadi dua bagian yaitu data *training* dan *testing*, menggunakan aturan *10-fold cross validation*. Data *training* digunakan untuk penyusunan model dan pembentukan pohon keputusan, sedangkan data *testing* digunakan untuk mengukur performa ketepatan prediksi pendonor darah yang dihasilkan.

#### **3.2 Variabel Penelitian**

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini meliputi enam variabel prediktor (*input*) dan satu variabel respon (*output*) yang dipaparkan pada Tabel 3.1. Pemilihan variabel dalam penelitian ini mengacu pada penelitian yang telah dilakukan oleh Yunus, Dahlan dan Santoso (2014), namun dalam penelitian ini tidak dimasukkan variabel berat badan dan pekerjaan karena tidak adanya keterseediaan data sehingga digantikan dengan variabel wilayah domisili pendonor. Pendonor dapat dikategorikan berpotensi mendonorkan darahnya kembali di UTD PMI Kota Surabaya, jika dalam kurun waktu satu tahun seorang mendonorkan darahnya dengan frekuensi donor sebanyak dua kali atau lebih, sedangkan jika frekuensi pendonor kurang dari dua kali atau hanya satu kali dalam satu tahun, maka pendonor akan dikategorikan sebagai pendonor yang tidak memiliki potensi dalam mendonorkan darahnya kembali, namun harus tetap memenuhi syarat donor seperti yang dipaparkan pada subbab 2.1. Jenis golongan darah pendonor yang dijadikan sebagai objek dalam penelitian ini yaitu golongan A, AB, B, dan O, dengan rhesus golongan darah positif.

**Tabel 3.1** Variabel Penelitian

<b>Simbol</b>	<b>Variabel</b>	<b>Kategori</b>	<b>Keterangan</b>	<b>Skala Pengukuran</b>
$Y$	Donor lagi/ potensi	1 0	Ya (frekuensi donor $\geq 2$ ) Tidak (frekuensi donor $< 2$ )	Nominal
$X_1$	Jenis kelamin	1 0	Pria Wanita	Nominal
$X_2$	Usia (tahun)	-	-	Rasio
$X_3$	Tekanan darah sistolik (mmHg)	-	-	Rasio
$X_4$	Tekanan darah diastolik (mmHg)	-	-	Rasio
$X_5$	Kadar HB (g/dl)	-	-	Rasio
$X_6$	Wilayah	1 2 3 4 5 6	Surabaya Utara Surabaya Timur Surabaya Selatan Surabaya Barat Surabaya Pusat Luar Surabaya	Nominal

### 3.3 Tahapan Analisis Data

Tahapan analisis data yang dilakukan untuk menjawab rumusan masalah dalam penelitian untuk menganalisis potensi pendonor darah di UTD PMI Kota Surabaya adalah sebagai berikut.

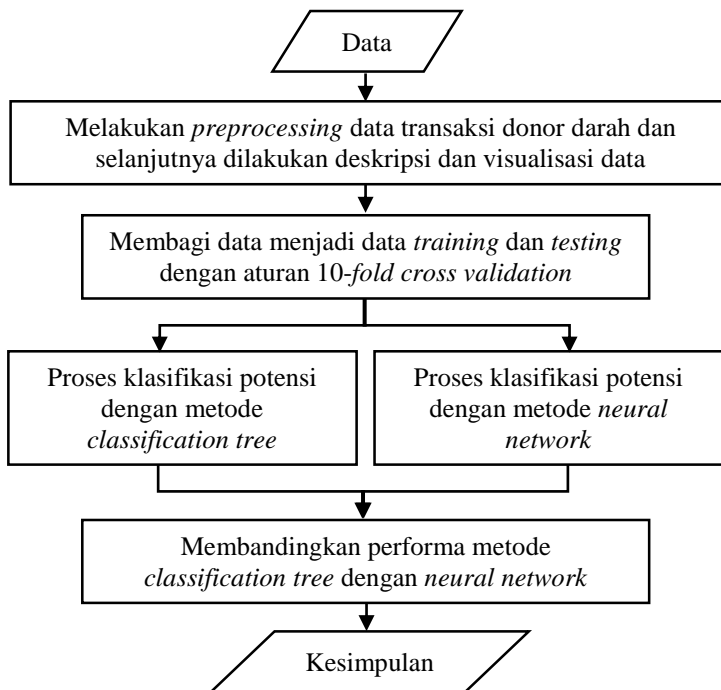
1. Melakukan *preprocessing* data transaksi donor darah di UTD PMI Kota Surabaya untuk mendapatkan data yang dapat diolah serta mendapatkan data frekuensi donor seorang pendonor dalam satu tahun yaitu Januari hingga Desember 2016. Selanjutnya mendeskripsikan karakteristik pendonor darah di UTD PMI Kota Surabaya, deskripsi dilakukan menggunakan diagram batang, *boxplot* dan ukuran penyebaran data.

2. Membagi data *training* dan data *testing* dengan *K-folds cross validation* dengan K sebanyak 10, yaitu membagi banyak data yang ada menjadi data *training* dan data *testing* dengan perbandingan 90:10, pembagian dilakukan sebanyak 10 kali, sehingga setiap data memiliki kesempatan untuk menjadi data *testing*.
3. Melakukan klasifikasi potensi pendonor darah dengan metode CTree. Klasifikasi dilakukan sebanyak 10 kali menggunakan data *training* yang telah didapat pada proses *10-folds cross validation*. Selanjutnya akan dihitung nilai rata-rata dari akurasi yang didapat sebagai performa metode dengan persamaan (2.1).
4. Melakukan klasifikasi potensi pendonor darah dengan metode NN. Klasifikasi dilakukan sebanyak 10 kali dengan data *training* yang telah didapat pada proses *10-folds cross validation*. Selanjutnya akan dihitung nilai rata-rata dari semua akurasi yang didapat sebagai performa metode NN. Klasifikasi NN dilakukan dengan langkah berikut.
  - a. Menentukan inisiasi pembobot untuk setiap elemen *input*.
  - b. Menghitung jumlah dari perkalian antara elemen *input* dengan pembobot yang bersesuaian pada *hidden layer* dan *output layer*.
  - c. Keluaran yang didapatkan dari poin 4.b dibandingkan dengan target yang telah ditentukan, yaitu dengan menghitung selisih hasil perhitungan dengan target yang akan menjadi nilai *error* dan koreksi *error* pada lapisan *output*.
  - d. Menghitung besar *error* dan koreksi *error* pada lapisan tersembunyi.
  - e. Menghitung koreksi bobot.
  - f. Melakukan uji syarat berhenti.
  - g. Menghitung nilai akurasi dari model yang terbentuk.
  - h. Melakukan iterasi untuk poin 4.a sampai 4.g dengan jumlah neuron *hidden layer* sebanyak 1, 2, 3, 4, 5, 10, 15, dan 30, untuk setiap *hidden layer* dan dilakukan iterasi proses pelatihan sebanyak 1.000 kali.
  - i. Memilih model NN dengan jumlah neuron pada *hidden layer* yang memiliki rata-rata performa yang optimum.

5. Melakukan perbandingan performa hasil klasifikasi dari metode CTree dan NN. Performa ketepatan klasifikasi yang digunakan adalah *accuracy*, *sensitivity* dan *specificity* dengan persamaan (2.2), (2.3) dan (2.4).

### 3.4 Diagram Alir Penelitian

Tahapan analisis data yang dilakukan dalam penelitian untuk menganalisis potensi pendonor darah di UTD PMI Kota Surabaya, dapat digambarkan dengan diagram alir pada Gambar 3.1.



**Gambar 3.1** Diagram alir penelitian



## **BAB IV**

### **ANALISIS DAN PEMBAHASAN**

Bab IV ini membahas karakteristik pendonor darah di UTD PMI Kota Surabaya yang datang dan melakukan donor darah pada periode Januari hingga Desember 2016, namun sebelumnya telah dilakukan *preprocessing* data transaksi donor darah. *Preprocessing* data dilakukan untuk mengetahui dan mendapatkan data frekuensi seorang pendonor dalam mendonorkan darahnya di UTD PMI Kota Surabaya pada kurun waktu satu tahun yaitu pada Januari hingga Desember 2016. Setelah diperoleh frekuensi donor, maka selanjutnya dilakukan klasifikasi pendonor darah berdasarkan variabel yang telah dipaparkan pada Tabel 3.1. Metode yang digunakan untuk mengklasifikasikan pendonor darah adalah metode *classification tree* (CTree) dan *neural network* (NN). Pada bagian akhir dibahas mengenai perbandingan antara kedua metode tersebut berdasarkan performa ketepatan klasifikasi yaitu *accuracy*, *sensitivity* dan *specificity*.

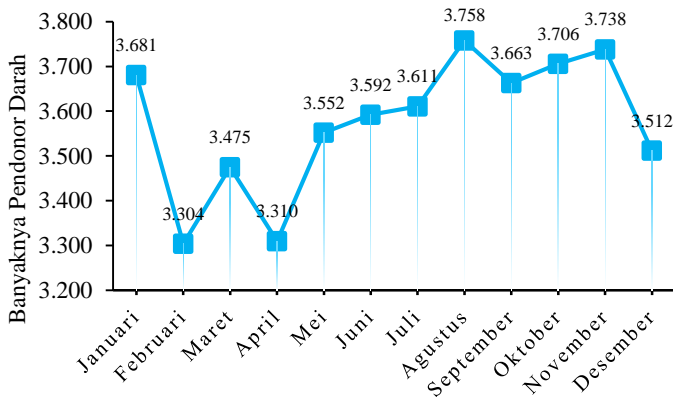
#### **4.1 Karakteristik Pendonor di UTD PMI Kota Surabaya**

Banyaknya pendonor yang datang dan melakukan donor darah di UTD PMI Kota Surabaya pada rentang waktu satu tahun (Januari - Desember 2016) disajikan pada Tabel 4.1. Pendonor yang melakukan donor darah di UTD PMI Kota Surabaya sebanyak 22.270 orang dengan total frekuensi donor darah adalah 42.902. Pendonor yang memiliki golongan darah O adalah yang paling banyak dalam melakukan donor darah yaitu sebanyak 8.975 orang. Sedangkan yang paling sedikit melakukan donor darah adalah pendonor dengan golongan darah AB yaitu sebanyak 1.538 orang, dengan jumlah frekuensi donor sebanyak 2.977. Rendahnya pendonor yang bergolongan darah AB dalam mendonorkan darahnya dikarenakan jumlah pendonor yang memiliki golongan darah AB di UTD PMI Kota Surabaya yang paling sedikit dibandingkan dengan golongan darah A, B dan O.

**Tabel 4.1** Banyaknya Pendonor dan Frekuensi Donor pada Januari - Desember 2016

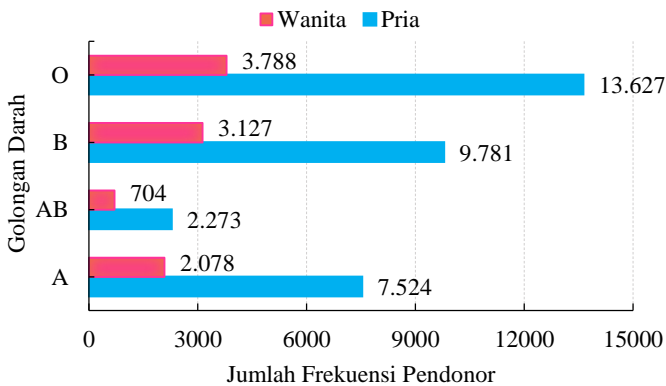
Golongan Darah	Banyaknya Pendonor (orang)	Frekuensi Pendonor
A	5.045	9.602
AB	1.538	2.977
B	6.712	12.908
O	8.975	17.415
Total	22.270	42.902

Karakteristik pendonor yang melakukan donor darah di UTD PMI Kota Surabaya pada Januari hingga Desember 2016 disajikan pada Gambar 4.1. Jumlah pendonor yang datang dan melakukan donor darah di UTD PMI Kota Surabaya tertinggi mencapai 3.758 orang yang terjadi pada Agustus 2016. Salah satu penyebab tingginya pendonor yang melakukan donor darah pada Agustus 2016 yaitu karena jumlah permintaan kebutuhan darah masyarakat juga tinggi. Tercatat permintaan kebutuhan darah oleh pasien pada Agustus 2016 mencapai 7 ribu lebih kantong darah. Sedangkan banyaknya pendonor yang melakukan donor darah pada Februari 2016 adalah yang terendah yaitu sebanyak 3.304 orang.



**Gambar 4.1** Banyaknya pendonor darah pada tahun 2016

Jumlah frekuensi pendonor berjenis kelamin pria dengan golongan darah O adalah tertinggi yaitu sebanyak 13.627, sedangkan pendonor wanita bergolongan darah O sebanyak 3.788, seperti ditunjukkan pada Gambar 4.2. Jumlah frekuensi pendonor yang melakukan donor darah di UTD PMI Kota Surabaya pada Januari hingga Desember 2016 lebih banyak berjenis kelamin pria yaitu sebanyak 33.205, sedangkan pendonor wanita sebanyak 9.697.

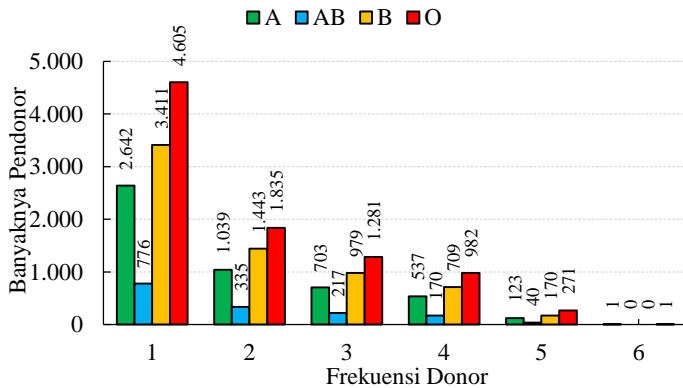


**Gambar 4.2** Jumlah frekuensi pendonor menurut golongan darah dan jenis kelamin pada tahun 2016

Dilihat dari rasio jenis kelamin yang merupakan perbandingan jumlah frekuensi pendonor pria dan jumlah frekuensi pendonor wanita, diperoleh hasil yaitu rasio jenis kelamin untuk masing-masing golongan darah A sebesar 362,08, golongan darah AB sebesar 322,87, golongan darah B sebesar 312,79, dan golongan darah O sebesar 359,74. Hal tersebut menunjukkan bahwa rasio jenis kelamin untuk semua golongan darah yang lebih dari 100, artinya tingkat partisipasi pendonor pria dalam mendonorkan darahnya lebih tinggi dibandingkan dengan partisipasi pendonor wanita.

Salah satu penyebab tingkat partisipasi pendonor wanita lebih rendah adalah karena wanita cenderung lebih banyak membutuhkan darah daripada pria. Pernyataan tersebut didasari dengan ke-

nyataan bahwa pada kondisi seperti melahirkan, wanita cenderung membutuhkan darah yang lebih banyak. Selain itu, adanya syarat wanita saat hamil atau menyusui serta darah adanya siklus menstruasi pada wanita menghambat seorang wanita untuk melakukan donor darah, karena salah satu syarat untuk donor darah bagi wanita adalah tidak sedang menstruasi, hamil dan menyusui, seperti yang telah dijelaskan pada subbab 2.1.

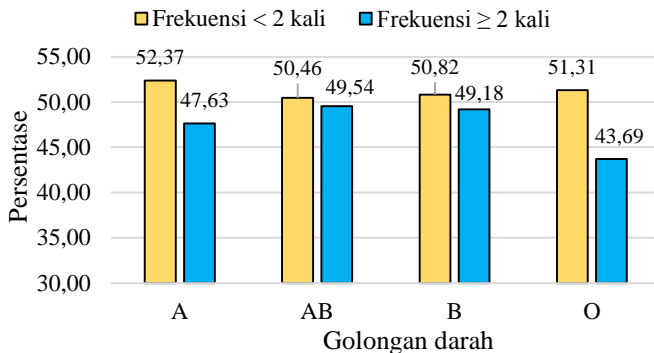


**Gambar 4.3** Banyaknya pendonor darah menurut frekuensi donor dan golongan darah selama Januari - Desember 2016

Banyaknya pendonor darah yang datang dan melakukan donor darah dengan frekuensi hanya satu kali dalam satu tahun adalah yang paling banyak, dapat dilihat pada Gambar 4.3. Pendonor dengan frekuensi donor satu kali dalam satu tahun untuk golongan darah O adalah yang terbanyak yaitu sebanyak 4.605 orang dan yang paling sedikit untuk kelompok pendonor dengan golongan darah AB yaitu sebanyak 776 orang. Sedangkan pendonor darah yang frekuensi donornya sebanyak 6 kali dalam satu tahun masih tergolong sangat rendah, golongan darah A dan O masing-masing sebanyak 1 orang, untuk golongan darah AB dan B tidak ada pendonor yang mendonorkan darahnya sebanyak 6 kali dalam satu tahun. Kelompok pendonor yang melakukan donor darah dengan frekuensi

si donor darahnya sebanyak 6 kali merupakan pendonor yang sangat rutin mendonor darah, karena syarat seseorang diperbolehkan untuk mendonorkan darahnya kembali adalah minimum dua bulan atau 60 hari setelah donor terakhirnya.

Persentase frekuensi donor pendonor yang kurang dari dua kali dalam satu tahun cenderung lebih besar dibandingkan pendonor dengan frekuensi donor lebih dari dua kali dalam kurun satu tahun (Gambar 4.4). Hal ini menunjukkan bahwa tingkat partisipasi donor yang rutin (lebih dari 2 kali dalam satu tahun) dalam mendonorkan darahnya masih rendah karena sebagian besar pendonor masih belum rutin dalam melakukan donor darah, sehingga perlunya upaya dari UTD PMI Kota Surabaya untuk melakukan penyuluhan kepada masyarakat tentang penting donor darah bagi kesehatan tubuh.

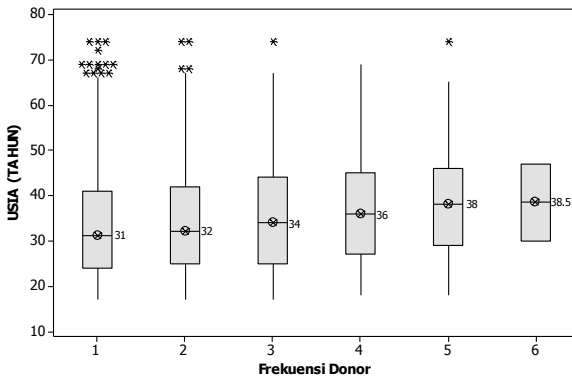


**Gambar 4.4** Persentase frekuensi donor menurut golongan darah

Karakteristik usia pendonor yang melakukan donor darah pada Januari - Desember 2016 berdasarkan frekuensi donor disajikan dengan *boxplot* pada Gambar 4.5. Nilai tengah usia pendonor yang mendonorkan darahnya rutin (2 sampai 6 kali) dalam satu tahun cenderung memiliki usia yang lebih tua. Nilai tengah usia pendonor dengan frekuensi donor satu kali dalam satu tahun adalah 31 tahun, sedangkan nilai tengah usia pendonor yang frekuensi donor

enam kali dalam satu tahun adalah 38,5 tahun. Pada frekuensi donor satu kali juga terdapat beberapa pendonor yang memiliki usia saat donor di atas 65 tahun (*outlier*), hal ini terjadi karena mengingat bahwa semakin tua seorang pendonor maka frekuensi atau intensitas donor lebih dikurangi dengan pertimbangan kesehatan, pihak UTD PMI Kota Surabaya juga memiliki kebijakan untuk hal ini.

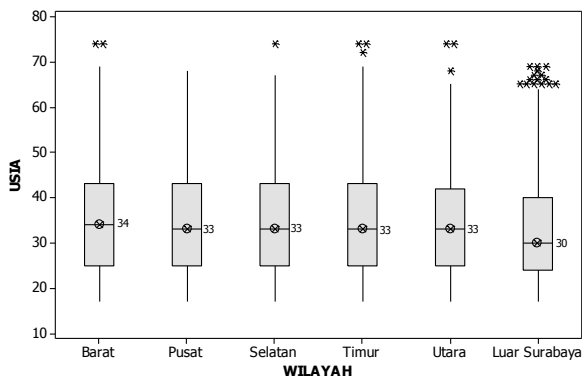
Partisipasi pendonor usia muda masih relatif lebih rendah dalam mendonorkan darahnya, sehingga seharusnya UTD PMI Kota Surabaya menyasar usia muda untuk menjadi pendonor rutin atau aktif yang ditunjukkan pada Gambar 4.5. Secara keseluruhan, varians usia pendonor darah di UTD PMI Kota Surabaya adalah homogen atau sama, namun terjadi penurunan nilai varians ketika frekuensi donornya semakin rutin dikarenakan tingkat partisipasi pendonor yang melakukan donor darah rutin semakin sedikit.



**Gambar 4.5** *Boxplot* usia berdasarkan frekuensi donor

Jika dilihat dari wilayah asal pendonor menunjukkan bahwa nilai tengah usia pendonor yang berada di luar Surabaya cenderung lebih muda yaitu berusia 30 tahun, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.6. Nilai tengah usia antar kelompok wilayah pendonor tidak menunjukkan adanya perbedaan cukup signifikan, yang mana

nilai tengah usia pendonor yang berasal dari wilayah Surabaya Barat yaitu sebesar 34 tahun. Sementara itu, nilai tengah usia pendonor yang berasal dari wilayah Surabaya Pusat, Selatan, Timur dan Utara adalah sama, yaitu 33 tahun. Gambar 4.6 menunjukkan bahwa terdapat pendonor yang berasal dari wilayah luar Surabaya memiliki usia di atas 60 tahun.

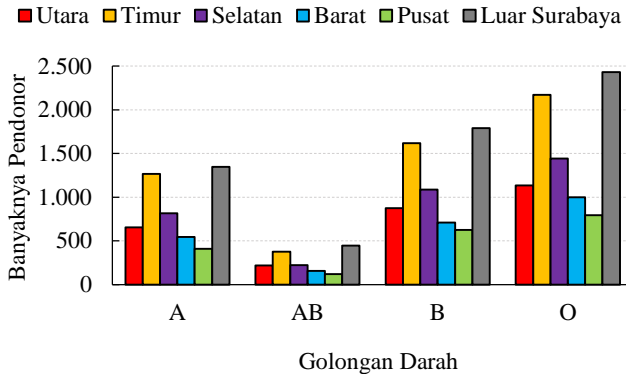


**Gambar 4.6** *Boxplot* usia berdasarkan wilayah

Pendonor darah yang berasal dari wilayah luar Surabaya lebih tinggi dibandingkan dengan wilayah Surabaya yang dapat dilihat pada Gambar 4.7. Jika dilihat dari wilayah Surabaya saja, maka wilayah Surabaya Timur merupakan yang tertinggi dengan golongan darah A sebanyak 1.269 orang, golongan darah AB sebanyak 377 orang, golongan darah B sebanyak 1.619 orang, dan golongan darah O sebanyak 2.171 orang total pendonor yaitu 10.762 orang.

Penyebabnya adalah karena lokasi dari UTD PMI Kota Surabaya yang terletak di wilayah Surabaya Timur yaitu berlokasi di Kecamatan Gubeng, Surabaya. Sedangkan wilayah Surabaya Pusat adalah paling rendah minat dan antusias pendonor dalam mendo-norkan darah di UTD PMI Kota Surabaya. Sehingga pihak UTD PMI Kota Surabaya perlu melakukan penyuluhan atau menjangar masyarakat yang berasal dari wilayah Surabaya Pusat, Barat, Utara

dan Selatan yang cenderung tingkat partisipasi pendonor masih rendah dalam mendonorkan darahnya, guna mengantisipasi kekurangan persediaan darah.



**Gambar 4.7** Banyaknya pendonor darah menurut wilayah pada Januari - Desember 2016

#### 4.2 Klasifikasi Potensi Pendonor Darah dengan Metode *Classification Tree* (CTree)

Analisis selanjutnya yaitu melakukan klasifikasi potensi pendonor darah dengan metode CTree. Sebelum melakukan klasifikasi, maka data terlebih dahulu dibagi menjadi dua bagian yaitu data *training* dan data *testing* menggunakan *10-fold cross validation*.

**Tabel 4.2** Pembagian Data *Training* dan *Testing*

Golongan Darah	Banyaknya Data		Total
	<i>Training</i>	<i>Testing</i>	
A	4.541	504	5.045
AB	1.384	154	1.538
B	6.041	671	6.712
O	8.077	898	8.975

Pembagian data *training* dan data *testing* untuk masing-masing data golongan darah disajikan pada Tabel 4.2. Sekitar 90 persen dari



data dijadikan sebagai data *training* untuk pembentukan model dan sisanya dijadikan sebagai data *testing*. Setelah dilakukan pembagian data, maka selanjutnya dilakukan klasifikasi dengan metode CTree.

Pada klasifikasi pendonor darah di UTD PMI Kota Surabaya dilakukan berdasarkan kelompok golongan darah pendonor, yaitu golongan darah A, AB, B, dan O. Tahap pembentukan pohon klasifikasi diperlukan variabel terpenting yang dijadikan sebagai pemilah terbaik. Setiap variabel memiliki *threshold* untuk menentukan *goodness of split*. Variabel yang berperan sebagai pemilah dipilih melalui beberapa kemungkinan pemilah dari setiap variabel prediktor berdasarkan skala data variabel prediktor tersebut. Jika skala pengukuran variabel prediktor berskala kontinu, maka kemungkinan pemilah variabel prediktor tersebut diperoleh dari median yang dihitung pada tiap dua nilai amatan sampel yang berbeda secara berurutan. Perhitungan kemungkinan pemilah dari variabel prediktor data golongan darah AB dipaparkan pada Tabel 4.3.

**Tabel 4.3** Kemungkinan Pemilah Variabel Prediktor Data Golongan Darah AB

Simbol	Variabel	Skala Data	Jumlah Kategori/ Nilai Amatan	Kemungkinan pemilah
$X_1$	Jenis kelamin	Nominal	2	$2^{2-1} - 1 = 1$
$X_2$	Usia	Rasio	51	$50 - 1 = 50$
$X_3$	Tekanan darah sistolik	Rasio	51	$51 - 1 = 50$
$X_4$	Tekanan darah diastolik	Rasio	41	$41 - 1 = 40$
$X_5$	Kadar HB	Rasio	46	$46 - 1 = 45$
$X_6$	Wilayah	Nominal	6	$2^{6-1} - 1 = 31$

Banyaknya kemungkinan pemilah untuk variabel jenis kelamin ( $X_1$ ) sebanyak 1 pemilah dan variabel wilayah ( $X_6$ ) sebanyak 31 pemilah. Variabel usia ( $X_2$ ) menghasilkan kemungkinan seba-

nyak 52 pemilah yang ditunjukkan pada Tabel 4.3. Setelah ditentukan kemungkinan banyaknya pemilah untuk setiap variabel prediktor, maka dilakukan perhitungan nilai indeks gini untuk variabel respon (donor lagi) dengan persamaan (2.5) dan indeks gini yang dihasilkan sebesar 0,500 (dapat dilihat pada Tabel 4.4).

**Tabel 4.4** Perhitungan Indeks Gini Variabel Respon Data Golongan AB

Kategori Variabel Respon ( $Y$ )	$N_i(t)$	$p(i   t)$	Indeks Gini
Ya (1)	686	0,496	0,500
Tidak (0)	698	0,505	
<b>Jumlah</b>	<b>1.384</b>	<b>1,000</b>	

Tahap selanjutnya adalah menentukan nilai *threshold* setiap variabel prediktor dengan *goodness of split* pada persamaan (2.6), hasil perhitungan dapat dilihat pada Lampiran 6. Nilai *goodness of split* terbesar berada pada variabel jenis kelamin ( $X_1$ ) yaitu sebesar 1,505, sehingga variabel jenis kelamin menjadi simpul utama dalam terbentuknya pohon klasifikasi seperti yang ditampilkan pada Gambar 4.8. Simpul kanan adalah jenis kelamin pria karena berkode satu (1), sedangkan jenis kelamin wanita berkode nol (0) sehingga menjadi simpul kiri. Tahap pemilahan selanjutnya dilakukan pada data yang terseleksi oleh simpul utama dengan variabel yang belum digunakan pada simpul. Proses pemilahan pohon klasifikasi berhenti jika jumlah pengamatan pada simpul kurang dari sama dengan lima pengamatan.

Pembentukan pohon klasifikasi dilakukan menggunakan *10-fold cross validation* untuk data tiap golongan darah secara lengkap hasilnya dapat dilihat di Lampiran 4. Hasil pohon klasifikasi yang terbentuk, maka dapat dihitung performa hasil klasifikasi yaitu dengan *accuracy*, *sensitivity* dan *specificity*, yang dihitung menggunakan persamaan (2.2), (2.3) dan (2.4). Performa hasil klasifikasi masing-masing golongan darah pada Lampiran 4 dapat diringkas menjadi Tabel 4.5, yaitu dengan mengambil nilai rata-rata untuk masing-masing performa hasil klasifikasi potensi pendonor darah.

Tabel 4.5 menjelaskan bahwa rata-rata performa *accuracy* dan *specificity* dari hasil klasifikasi data *training* untuk golongan darah B adalah yang terbesar. Rata-rata *accuracy* golongan darah B untuk data *training* adalah sebesar 59,33 persen dan untuk data *testing* sebesar 54,35 persen, sedangkan rata-rata *specificity* adalah sebesar 59,64 persen untuk data *training* dan 55,11 persen untuk data *testing*. Sementara itu, jika dilihat dari performa *sensitivity*, maka golongan darah A adalah yang terbesar, yaitu 65,73 persen untuk data *training* dan 61,74 persen untuk data *testing*. Tingginya performa *sensitivity* pada golongan darah A baik untuk data *training* maupun data *testing* menunjukkan bahwa tingkat keakurasian hasil klasifikasi pada kategori mendonorkan darahnya kembali lebih tinggi dibandingkan keakurasian pada kategori tidak mendonorkan darahnya kembali.

**Tabel 4.5** Rata-Rata Performa Klasifikasi Metode CTree

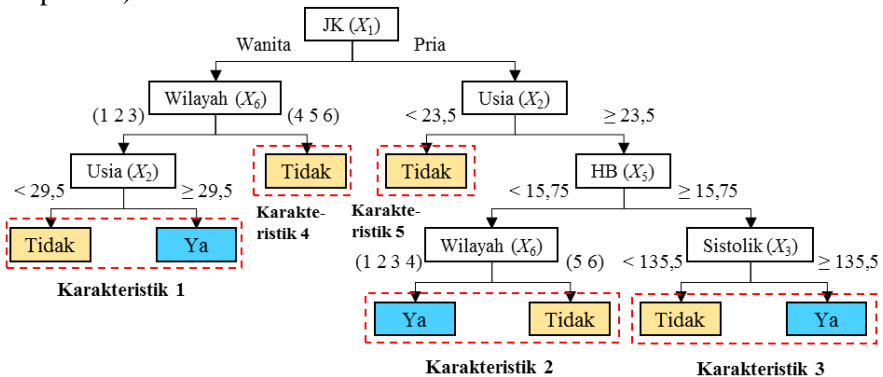
Golongan	<i>Accuracy</i> (%)		<i>Sensitivity</i> (%)		<i>Specificity</i> (%)	
	<i>Training</i>	<i>Testing</i>	<i>Training</i>	<i>Testing</i>	<i>Training</i>	<i>Testing</i>
A	59,01	54,59	65,73	61,74	51,63	46,74
AB	58,55	53,63	64,12	59,35	52,89	47,78
B	59,33	54,35	59,03	53,62	59,64	55,11
O	59,21	53,62	63,31	58,05	54,88	48,95

Pohon terbaik yang didapatkan dari 10-*fold* untuk data pendonor golongan darah B adalah pohon pada *fold* ke-7 (Lampiran 4 poin c), karena untuk data *testing* memiliki *accuracy* sebesar 56,93 persen dan *specificity* sebesar 60,61 persen, dan rata-rata *accuracy* pada data *training* sebesar 59,33 persen dan data *testing* sebesar 54,35 persen. Nilai *accuracy* dan *specificity* tersebut lebih besar dibandingkan pohon klasifikasi pada *fold* lainnya. Rata-rata *specificity* golongan darah B adalah yang tertinggi dibandingkan golongan darah A, AB dan O.

Data golongan darah AB, pohon terbaik yang diperoleh dari 10-*fold* adalah pohon pada *fold* ke-7 (Lampiran 4 poin b), karena memiliki *accuracy* data *testing* terbesar dibanding dengan *fold* po-

hon klasifikasi lainnya yaitu sebesar 62,99 persen. Rata-rata *accuracy* data *training* dan *testing* golongan darah AB adalah yang terendah daripada golongan darah lainnya yaitu 58,55 persen dan 53,63 persen. Pohon klasifikasi golongan darah AB yang dihasilkan pada *fold* ke-7 dapat dilihat pada Gambar 4.8.

Pohon terbaik untuk golongan darah A yang didapatkan dari 10-*fold* adalah pohon pada *fold* ke-6, karena *accuracy* untuk data *testing* 58,33 persen dan rata-rata *accuracy* data *testing* 54,59 persen. Sedangkan untuk golongan darah O, pohon terbaik yang didapatkan adalah pohon pada *fold* ke-1 dengan *accuracy* dan *specificity* data *testing* sebesar 56,93 persen dan 60,61 persen, serta rata-rata *accuracy* dan *specificity* data *testing* sebesar 54,35 persen dan 55,11 persen. Penentuan pohon klasifikasi terbaik yang dihasilkan dengan 10-*fold* dapat dilihat dari *accuracy*, *sensitivity*, dan *specificity* pada tiap *fold* untuk data *testing* yang nilainya terbesar, (Lampiran 1).



**Gambar 4.8** Pohon klasifikasi pada *fold* ke-7 untuk golongan darah AB

Pohon klasifikasi yang telah didapatkan dan disajikan pada Gambar 4.8, maka dapat dibuat beberapa karakteristik pengelompokan untuk mengklasifikasikan apakah seorang pendonor bergolongan AB di UTD PMI Kota Surabaya dapat dikategorikan berpotensi sebagai pendonor yang dapat mendonorkan darahnya lagi

atau tidak dapat mendonorkan darahnya lagi. Karakteristik pendonor golongan AB secara lebih jelas dapat dilihat pada Tabel 4.6.

**Tabel 4.6** Beberapa Karakteristik Pengelompokan Hasil Pohon Klasifikasi untuk Golongan Darah AB

Karakteristik	Kategori Donor Lagi	
	Ya	Tidak
1	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Berjenis kelamin wanita</li> <li>- Wilayah Surabaya: utara (1), timur (2) dan selatan (3)</li> <li>- Berusia <math>\geq 29,5</math> tahun</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Berjenis kelamin wanita</li> <li>- Wilayah Surabaya: utara (1), timur (2) dan selatan (3)</li> <li>- Berusia <math>&lt; 29,5</math> tahun</li> </ul>
2	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Berjenis kelamin pria</li> <li>- Berusia <math>\geq 23,5</math> tahun</li> <li>- Kadar HB <math>&lt; 15,75</math> g/dl</li> <li>- Wilayah Surabaya: utara (1), timur (2), selatan (3), dan barat (4)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Berjenis kelamin pria</li> <li>- Berusia <math>\geq 23,5</math> tahun</li> <li>- Kadar HB <math>&lt; 15,75</math> g/dl</li> <li>- Wilayah Surabaya: pusat (5) dan luar Surabaya (6)</li> </ul>
3	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Berjenis kelamin pria</li> <li>- Berusia <math>\geq 23,5</math> tahun</li> <li>- Kadar HB <math>\geq 15,75</math> g/dl</li> <li>- Sistolik <math>\geq 135,5</math> mmHg</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Berjenis kelamin pria</li> <li>- Berusia <math>\geq 23,5</math> tahun</li> <li>- Kadar HB <math>\geq 15,75</math> g/dl</li> <li>- Sistolik <math>&lt; 135,5</math> mmHg</li> </ul>
4	-	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Berjenis kelamin wanita</li> <li>- Wilayah Surabaya: barat (4), pusat (5) dan luar Surabaya (6)</li> </ul>
5	-	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Berjenis kelamin pria</li> <li>- Berusia <math>&lt; 23,5</math> tahun</li> </ul>

Tabel 4.6 dapat diketahui bahwa ketika pendonor darah bergolongan AB berjenis kelamin wanita, berasal dari wilayah di Surabaya Utara, Timur dan Selatan, berusia lebih dari sama dengan 29,5 tahun maka pendonor diklasifikasikan berpotensi dapat mendonorkan darahnya kembali. Sedangkan, jika pendonor berusia kurang dari 29,5 tahun maka diklasifikasikan tidak berpotensi mendonorkan darahnya kembali (karakteristik 1). Contoh lain, jika pendonor darah bergolongan darah AB berjenis kelamin pria, berusia lebih dari sama dengan 23,5 tahun, kadar HB kurang dari 15,75 g/dl dan berasal dari wilayah Surabaya Utara, Timur, Selatan, dan Barat,

maka kemungkinan diklasifikasikan memiliki potensi mendonorkan darahnya kembali. Jika pendonor berasal dari Surabaya Pusat atau luar Surabaya maka diklasifikasikan kemungkinan tidak berpotensi untuk mendonorkan darahnya kembali (karakteristik 2).

#### 4.3 Klasifikasi Potensi Pendonor Darah dengan Metode *Neural Network* (NN)

Metode kedua yang digunakan untuk klasifikasi potensi adalah metode NN. Jaringan NN yang digunakan dalam penelitian ini adalah *multilayer perceptron* dengan metode pelatihan *backpropagation* dengan satu *hidden layer*. Jumlah neuron pada *hidden layer* telah ditentukan, yaitu sebanyak 1, 2, 3, 4, 5, 10, 15, dan 30. Fungsi aktivasi yang digunakan untuk pembuatan model dalam *hidden layer* dan *output layer* adalah fungsi *sigmoid*, seperti yang dipaparkan pada persamaan (2.9) dan (2.11). Klasifikasi pendonor darah dengan metode NN dilakukan setiap golongan darah yaitu A, AB, B dan O.

##### 4.3.1 Klasifikasi NN pada Data *Training*

Model klasifikasi yang terbentuk dari data *training* menghasilkan *accuracy*, *sensitivity* dan *specificity* yang dapat dilihat pada Lampiran 7 secara lengkap untuk setiap golongan darah, banyaknya neuron *hidden layer* dan *fold*. Tabel 4.7 diketahui bahwa model yang dibentuk dari data golongan darah A dan AB dengan neuron *hidden layer* sebanyak 15 menghasilkan *accuracy* maksimum, yaitu 56,52 persen untuk golongan darah A dan 56,75 persen untuk golongan darah AB. Sedangkan model yang dibentuk dari data golongan darah B dan O menghasilkan *accuracy* maksimum sebesar 56,52 persen (golongan darah B) dan 57,08 persen (golongan darah O), jika digunakan 30 neuron *hidden layer*. Melihat *sensitivity*, golongan darah A menghasilkan *sensitivity* maksimum pada 1 neuron *hidden layer* yaitu sebesar 56,79 persen, sedangkan golongan AB, B dan O menghasilkan nilai *sensitivity* maksimum pada 30 neuron *hidden layer*, masing-masing yaitu 66,06 persen, 61,70 persen dan 59,70 persen.

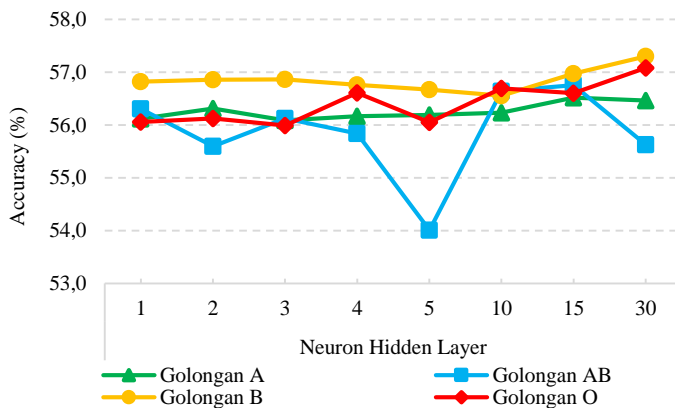
**Tabel 4.7** Performa Data *Training* Metode NN

Ting- kat	Golo- ngan	Neuron <i>Hidden Layer</i>							
		1	2	3	4	5	10	15	30
<i>Accuracy</i> (%)	A	56,12	56,31	56,09	56,17	56,19	56,23	<b>56,52</b>	56,46
	AB	56,31	55,60	56,13	55,84	54,01	56,64	<b>56,75</b>	55,63
	B	56,82	56,86	56,86	56,76	56,67	56,55	56,97	<b>57,30</b>
	O	56,06	56,13	55,99	56,61	56,05	56,69	56,60	<b>57,08</b>
<i>Sensitivity</i> (%)	A	<b>56,79</b>	48,68	49,34	50,44	50,02	51,77	56,12	55,27
	AB	59,13	55,64	59,84	60,72	60,64	61,43	64,99	<b>66,06</b>
	B	58,78	60,09	56,35	56,70	56,89	59,51	58,15	<b>61,70</b>
	O	57,40	58,42	55,74	54,35	53,25	56,35	56,15	<b>59,23</b>
<i>Specificity</i> (%)	A	55,51	<b>63,24</b>	62,23	61,38	61,79	60,29	56,88	57,55
	AB	58,16	54,21	57,06	57,09	61,45	58,93	63,27	<b>64,66</b>
	B	54,92	53,73	<b>57,36</b>	56,81	56,45	53,70	55,83	53,04
	O	54,78	53,94	56,22	<b>58,76</b>	58,70	57,01	57,03	55,04

**Bold** : nilai tertinggi

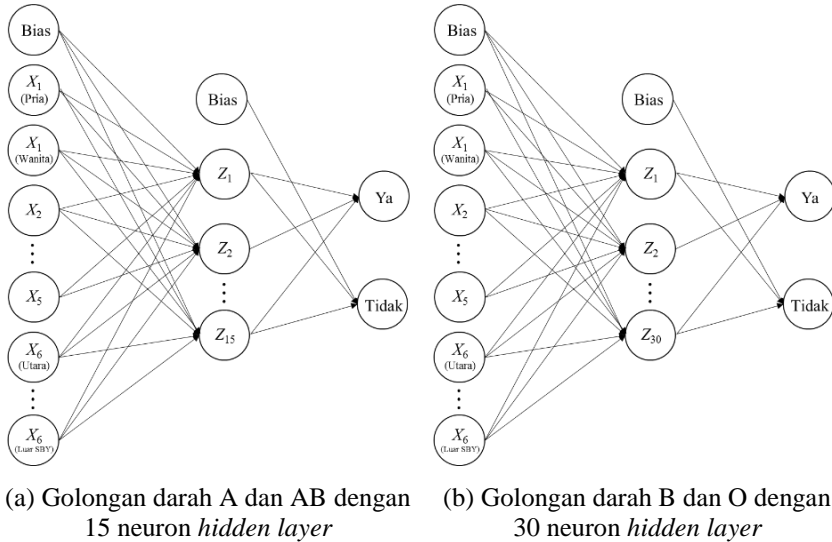
Nilai rata-rata *accuracy* pada Tabel 4.7 dapat divisualisasikan pada Gambar 4.9. Golongan darah B menghasilkan rata-rata *accuracy* yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan golongan darah A, AB dan O (Gambar 4.9). Rata-rata *accuracy* maksimum berada pada neuron *hidden layer* sebanyak 30 untuk golongan darah B yaitu sebesar 57,30 persen, sedangkan rata-rata *accuracy* golongan darah AB dengan neuron *hidden layer* sebanyak 5 berada pada titik paling minimum adalah sebesar 54,01 persen. *Accuracy* untuk golongan darah A cenderung stabil pada 56 persen untuk semua neuron *hidden layer*.

Gambar 4.10 menggambarkan model jaringan NN terbentuk dari data *training* untuk golongan darah A dan AB dengan 15 neuron *hidden layer* (a), untuk golongan darah B dan O adalah sama yaitu dengan 30 neuron *hidden layer* (b). *Input* jaringan NN untuk golongan darah A dan AB terdapat 12 variabel, dengan 15 neuron *hidden layer*. *Output* NN terdapat 2 yaitu donor lagi (ya) dan tidak donor lagi (tidak). Jaringan yang terbentuk pada Gambar 4.10 diperoleh model NN dengan fungsi aktivasi *sigmoid* setiap neuron ditulis pada Tabel 4.8, bobot neuron dapat dilihat di Lampiran 8 - 11.



**Gambar 4.9** Accuracy data *training* metode NN

Variabel  $z_1, z_1, \dots, z_{15}$  atau  $z_1, z_1, \dots, z_{30}$  merupakan hasil perhitungan pada *hidden layer*.



**Gambar 4.10** Bentuk jaringan NN



**Tabel 4.8** Model NN Tiap *Output Layer* untuk Data *Training*

Golongan	Output	Model
A	Ya	$Y(1) = \frac{1}{1 + e^{-(0,896 + 0,264z_1 + 0,226z_2 + \dots + 0,019z_{15})}}$
	Tidak	$Y(0) = \frac{1}{1 + e^{-(1,224 - 0,271z_1 - 0,327z_2 + \dots - 0,005z_{15})}}$
AB	Ya	$Y(1) = \frac{1}{1 + e^{-(0,606 + 0,363z_1 - 0,909z_2 + \dots + 0,696z_{15})}}$
	Tidak	$Y(0) = \frac{1}{1 + e^{-(0,495 - 0,297z_1 + 0,994z_2 + \dots - 0,627z_{15})}}$
B	Ya	$Y(1) = \frac{1}{1 + e^{-(0,136 - 0,348z_1 + 0,106z_2 + \dots - 0,228z_{30})}}$
	Tidak	$Y(0) = \frac{1}{1 + e^{-(0,698 - 0,482z_1 + 0,217z_2 + \dots - 0,267z_{30})}}$
O	Ya	$Y(1) = \frac{1}{1 + e^{-(0,369 - 0,304z_1 - 0,015z_2 + \dots + 0,004z_{30})}}$
	Tidak	$Y(0) = \frac{1}{1 + e^{-(0,185 + 0,355z_1 + 0,002z_2 + \dots + 0,049z_{30})}}$

Model NN setiap neuron *hidden layer* dan golongan darah dapat dituliskan pada Tabel 4.9.  $X_{1(1)}$ ,  $X_{1(0)}$ , ...,  $X_{6(6)}$  merupakan variabel *input* yang sudah dipaparkan pada Tabel 3.1, untuk variabel  $X_1$  dan  $X_6$  dibuat variabel *dummy* saat analisis.

### 4.3.2 Klasifikasi NN pada Data *Testing*

Setelah diperoleh model dari data *training* pada Tabel 4.8 dan Tabel 4.9, maka model-model dapat diterapkan pada data *testing*. Performa rata *accuracy*, *sensitivity* dan *specificity* data *testing* dari model yang didapatkan disajikan pada Tabel 4.10. Penerapan model pada data *testing* menghasilkan bahwa jika *accuracy* untuk golongan A maksimum saat neuron *hidden layer* sebanyak 2 yaitu sebesar 55,76 persen, sedangkan golongan AB dan B *accuracy* maksimum saat digunakan 30 neuron *hidden layer* yaitu 55,40 persen dan 55,59 persen. *Accuracy* pada data *testing* terbesar diantara ke-

empat model, golongan O yaitu yang terbesar (55,82 persen), jika dengan 15 neuron *hidden layer*. Rata-rata *accuracy* Tabel 4.10 dapat divisualisasikan pada Gambar 4.11.

**Tabel 4.9** Model NN Setiap Neuron *Hidden Layer* Data Training

Golongan	Hidden Layer	Model
A	Neuron 1	$z_1 = \frac{1}{1 + e^{-(3,706 - 0,994X_{1(1)} + 0,055X_{1(0)} + \dots + 0,337X_{6(1)})}}$
	$\vdots$	$\vdots$
	Neuron 15	$z_{15} = \frac{1}{1 + e^{-(3,342 - 0,086X_{1(1)} - 1,164X_{1(0)} + \dots - 0,128X_{6(1)})}}$
AB	Neuron 1	$z_1 = \frac{1}{1 + e^{-(3,036 + 2,005X_{1(1)} - 1,274X_{1(0)} + \dots + 0,493X_{6(1)})}}$
	$\vdots$	$\vdots$
	Neuron 15	$z_{15} = \frac{1}{1 + e^{-(3,506 - 1,107X_{1(1)} - 0,330X_{1(0)} + \dots - 0,540X_{6(1)})}}$
B	Neuron 1	$z_1 = \frac{1}{1 + e^{-(3,660 + 1,082X_{1(1)} + 0,186X_{1(0)} + \dots - 0,559X_{6(1)})}}$
	$\vdots$	$\vdots$
	Neuron 30	$z_{30} = \frac{1}{1 + e^{-(3,405 - 1,851X_{1(1)} - 0,288X_{1(0)} + \dots - 1,073X_{6(1)})}}$
O	Neuron 1	$z_1 = \frac{1}{1 + e^{-(3,889 + 1,026X_{1(1)} - 0,663X_{1(0)} + \dots + 1,322X_{6(1)})}}$
	$\vdots$	$\vdots$
	Neuron 30	$z_{30} = \frac{1}{1 + e^{-(3,507 - 0,414X_{1(1)} + 0,353X_{1(0)} + \dots + 0,747X_{6(1)})}}$

Model terbaik yang didapatkan menghasilkan rata-rata *accuracy* yang cukup berfluktuatif (Gambar 4.11). Rata-rata *accuracy* pada data *testing* untuk model golongan B cenderung lebih besar jika dibandingkan dengan golongan A, AB, dan O. Rata-rata *accuracy* yang didapatkan untuk model golongan darah AB sangat fluk-

tuatif dan cenderung lebih rendah. Sedangkan rata-rata *accuracy* untuk model golongan darah O cenderung lebih stabil berada pada 55 persen.

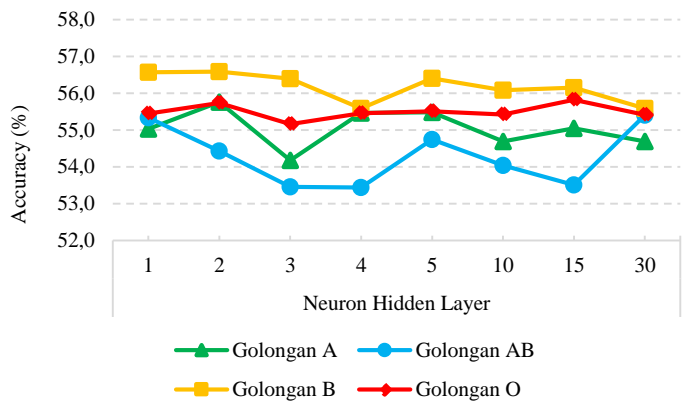
**Tabel 4.10** Performa Data *Testing* Metode NN

Ting- kat	Golo- ngan	Neuron <i>Hidden Layer</i>							
		1	2	3	4	5	10	15	30
<i>Accuracy</i> (%)	A	55,03	<b>55,76</b>	54,17	55,46	55,48	54,69	55,05	54,69
	AB	55,33	54,43	53,46	53,44	54,75	54,03	53,51	<b>55,40</b>
	B	56,57	56,59	56,39	55,59	56,41	56,08	56,15	<b>55,59</b>
	O	55,44	55,73	55,16	55,45	55,51	55,42	<b>55,82</b>	55,41
<i>Sensitivity</i> (%)	A	<b>55,86</b>	47,65	47,34	49,22	49,05	50,38	54,35	53,37
	AB	58,16	54,21	57,06	57,09	61,45	58,93	63,27	<b>64,66</b>
	B	58,68	<b>60,16</b>	56,35	55,56	56,16	59,13	57,77	59,50
	O	57,00	<b>57,85</b>	54,99	53,00	52,81	55,13	55,29	57,28
<i>Specificity</i> (%)	A	54,27	<b>63,13</b>	60,38	61,13	61,35	58,60	55,68	55,88
	AB	52,61	<b>54,72</b>	49,91	49,82	48,25	49,27	43,96	46,22
	B	54,53	53,12	56,43	55,61	<b>56,64</b>	53,12	54,59	51,80
	O	53,96	53,73	55,32	57,79	<b>58,07</b>	55,70	56,33	53,64

**Bold** : nilai tertinggi

Jika melihat *sensitivity* data *testing*, golongan A memiliki hasil *sensitivity* maksimum pada saat neuron *hidden layer* digunakan sebanyak 1 yaitu sebesar 55,86 persen. Sedangkan golongan darah AB *sensitivity* maksimum sebesar 64,66 persen saat menggunakan 30 neuron *hidden layer*, hal ini sama dengan hasil *accuracy*. Sementara itu, untuk golongan B dan O memiliki *sensitivity* maksimum sebesar 60,16 persen dan 57,85 persen jika menggunakan 2 neuron *hidden layer*.

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, didapatkan bahwa performa yang dihasilkan pada data *training* cenderung konsisten atau telah sesuai dengan data *testing*, meskipun performa yang dihasilkan cukup rendah. *Accuracy* data *training* untuk model golongan B adalah 57,30 persen, ketika model dari data *training* diterapkan pada data *testing* maka *accuracy* menjadi 55,59 persen.



Gambar 4.11 Accuracy data testing metode NN

4.4 Perbandingan Performa antara Metode NN dan CTree

Setelah diperoleh nilai *accuracy*, *sensitivity* dan *specificity* dari metode NN dan CTree, maka selanjutnya dilakukan perbandingan metode berdasarkan nilai-nilai tersebut untuk memilih metode yang terbaik dalam mengklasifikasikan potensi pendonor di UTD PMI Kota Surabaya. Rangkuman hasil performa untuk setiap metode disajikan pada Tabel 4.11.

Tabel 4.11 Rangkuman Performa Klasifikasi Metode NN dan CTree

Golongan	Metode	Accuracy (%)		Sensitivity (%)		Specificity (%)	
		Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing
A	CTree	<b>59,01</b>	54,59	<b>65,73</b>	<b>61,74</b>	51,63	46,74
	NN	56,52	<b>55,76</b>	56,79	55,86	<b>63,24</b>	<b>63,13</b>
AB	CTree	<b>58,55</b>	53,63	64,12	59,35	52,89	47,78
	NN	56,75	<b>55,40</b>	<b>66,06</b>	<b>64,66</b>	<b>64,66</b>	<b>54,72</b>
B	CTree	<b>59,33</b>	54,35	59,03	53,62	<b>59,64</b>	55,11
	NN	57,30	<b>55,59</b>	<b>61,70</b>	<b>60,16</b>	57,36	<b>56,64</b>
O	CTree	<b>59,21</b>	53,62	<b>63,31</b>	<b>58,05</b>	54,88	48,95
	NN	57,08	<b>55,82</b>	59,23	57,85	<b>58,76</b>	<b>58,07</b>

**Bold** : nilai tertinggi

*Accuracy* data *training* yang dihasilkan dengan metode CTree lebih besar dibandingkan metode NN untuk semua golongan. Namun, *accuracy* dan *specificity* data *testing* metode NN lebih besar jika dibandingkan metode CTree. Jika melihat dari *sensitivity* data *testing*, maka metode CTree lebih baik daripada metode NN untuk golongan A dan O, sedangkan golongan AB dan B metode NN lebih baik dibandingkan metode CTree. Oleh karena itu, jika melihat performa hasil klasifikasi data *testing*, maka metode NN adalah metode terbaik, sehingga metode NN dapat digunakan untuk memprediksi potensi pendonor darah di UTD PMI Kota Surabaya.

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## BAB V

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1 Kesimpulan

Hasil analisis yang telah dilakukan dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut.

1. Karakteristik pendonor darah di UTD PMI Kota Surabaya menunjukkan bahwa golongan darah O masih mendominasi dalam partisipasi untuk mendonorkan darahnya. Pendonor berjenis kelamin pria yang datang dan melakukan donor darah di UTD PMI Kota Surabaya sangat tinggi jika dibandingkan dengan pendonor wanita. Banyaknya pendonor yang melakukan donor darah dengan frekuensi satu kali dalam satu tahun jauh lebih tinggi mencapai 11.434 orang, sedangkan pendonor dengan frekuensi donor lebih dari satu kali dalam satu tahun hanya sebanyak 10.836 orang. Partisipasi pendonor darah yang berwilayah Surabaya Timur merupakan yang tertinggi, hal ini terjadi karena lokasi UTD PMI Kota Surabaya berlokasi di Surabaya Timur.
2. Klasifikasi potensi pendonor darah dengan metode CTree menghasilkan rata-rata *accuracy* pada data *training* untuk pendonor bergolongan darah B adalah terbesar yaitu sebesar 54,77 persen. Golongan darah A memiliki *accuracy* untuk data *testing* sebesar 54,59 persen, serta *sensitivity* untuk data *training* dan *testing* masing-masing sebesar 65,73 persen dan 61,74 persen. Hasil analisis juga dapat disimpulkan terjadi penurunan performa klasifikasi dari data *training* ke data *testing*.
3. Hasil klasifikasi pendonor darah di UTD PMI Kota Surabaya menggunakan metode NN diketahui bahwa untuk data golongan darah A memiliki rata-rata *accuracy* klasifikasi data *testing* maksimum saat digunakan model dengan 2 neuron *hidden layer*, untuk golongan darah AB rata-rata *accuracy* maksimum pada 30 neuron *hidden layer*. Namun untuk klasifikasi golongan darah O rata-rata *accuracy* yang dihasilkan maksimum pada model dengan 30 neuron *hidden layer*. Rata-rata tingkat *accu-*

cy klasifikasi data *testing* untuk golongan darah A adalah 55,76 persen, golongan darah AB sebesar 55,40 persen, golongan darah B adalah 55,59 persen, dan golongan darah O sebesar 55,82 persen.

4. Metode CTree memiliki performa yang lebih tinggi daripada metode NN untuk data *training*, namun untuk klasifikasi data *testing* metode NN lebih baik dibandingkan metode CTree. Berdasarkan hasil performa data *testing* maka metode NN adalah model yang terbaik dalam klasifikasi pendonor darah di UTD PMI Kota Surabaya.

## 5.2 Saran

Saran yang dapat diberikan dari hasil analisis pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Penelitian selanjutnya diharapkan dapat menggunakan metode klasifikasi yang berbeda atau pengembangan dari metode yang telah digunakan pada penelitian ini, karena performa dari hasil klasifikasi yang diperoleh menggunakan metode NN dan CTree masih sangat rendah. Serta penelitian selanjutnya dapat menambah menambah variabel seperti berat badan, riwayat donor, interval donor, dan variabel lain.
2. Bagi UTD PMI Kota Surabaya harus lebih aktif menjaring dan mengajak masyarakat untuk senantiasa mendonorkan darahnya, mengingat donor darah sangat bermanfaat bagi kesehatan. Perlunya upaya dari UTD PMI Kota Surabaya dapat menyasar masyarakat usia muda, karena berdasarkan hasil analisis diketahui bahwa usia muda masih sedikit dan tidak rutin dalam melakukan donor darah. Pendonor berjenis kelamin pria dapat dijadikan target pria dapat dijadikan sebagai target pendonor darah rutin dan aset persediaan darah.
3. Pihak UTD PMI Kota Surabaya harus giat dan intens dalam memberikan penyuluhan ke daerah-daerah tentang pentingnya donor darah bagi kesehatan ke masyarakat, sehingga diharapkan dapat ditemukan pendonor yang sangat berpotensi dalam



donor darah, bukan hanya satu kali atau dalam keadaan tertentu saja, namun yang memiliki potensi mendonorkan darah secara rutin. Daerah-daerah yang dapat dijadikan objek untuk menjangkau masyarakat tersebut adalah wilayah Surabaya Pusat, Barat, Utara dan Selatan, karena tingkat partisipasi pendonor yang untuk pendonor darah yang berasal dari wilayah tersebut masih sangat minim atau rendah, jika dibandingkan dengan pendonor yang berwilayah di Surabaya Timur ataupun yang berasal dari luar Surabaya yang jauh lebih tinggi tingkat partisipasi dalam mendonorkan darah.

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR PUSTAKA

- Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., & Stone, C. J. (1993). *Classification and Regression Trees*. New York: Chapman Hall.
- Darwiche, M., Feuillooy, M., Bousaleh, G., & Schang, D. (2010). Prediction of Blood Transfusion Donation. *IEEE*, 978.
- Dorland, W. A. (2009). *Kamus Saku Kedokteran Dorland* (28 ed.). Jakarta: Kedokteran EGC.
- Fais, S. N., Aditya D, M., Mulya I, S., Ramadien, D., & Sani, A. (2015). *Klasifikasi Calon Pendonor Darah dengan Naive Bayes Classifier*. Malang: Universitas Brawijaya.
- Fausett, L. (1994). *Fundamental of Neural Networks Architectures, Algorithms, and Applications*. London: Prentice Hall, Inc.
- Gokgoz, E., & Subasi, A. (2015). Comparison of Decision Tree Algorithms for EMG. *Biomedical Signal Processing and Control*, 18. doi:10.1016/j.bspc.2014.12.005
- Gorunescu, F. (2011). *Data Mining: Concepts, Models and Techniques* (12th ed.). Berlin: Springer.
- Hadi, W. A., & Suhartono. (2012). Pemodelan Faktor-faktor yang Mempengaruhi Prestasi Mahasiswa Pasca Sarjana ITS dengan Regresi Logistik dan Neural Network. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 1.
- Hamzah. (2015). Analisa dan Rancang Bangun Sistem Informasi Ketersediaan Donor Darah Hidup. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Terapan*, 1(2).
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data Mining Concepts and Techniques* (3th ed.). USA: Morgan Kaufmann.
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2001). *The Element of Statistical Learning - Data Mining, Inference, and Prediction* (Second ed.). Berlin: Springer.
- Kementrian Kesehatan RI. (2014). Situasi Donor Darah di Indonesia. *InfoDATIN : Pusat Data dan Informasi Kementerian Kesehatan RI*, 2.

- Moraes, R., Valiati, J. F., & Neto, W. P. (2013). Document-Level Sentiment Classification: An Empirical Comparison Between SVM and ANN. *Expert Systems with Applications*, 40(2), 621 - 633.
- Soedarmono, Y. S., Susanti, & Kartabrata. (2005). *Pedoman Pelayanan Transfusi dan Perhitungan Biaya Unit Transfusi Darah*. Jakarta: UTDP PMI.
- Widhianingsih, T. D., & Fithriasari, K. (2016). Aplikasi Text Mining untuk Automasi Klasifikasi Artikel dalam Majalah Online Wanita Menggunakan Naïve Bayes Classifier (NBC) dan Artificial Neural Network (ANN). *Jurnal Sains dan Seni ITS*.
- World Health Organization (WHO). (2010). *Towards 100% Voluntary Blood Donation: A Global Framework for action*. Geneva: WHO Press.
- Yunus, M., Dahlan, H. S., & Santoso, P. B. (2014). SPK Pemilihan Calon Pendorong Darah Potensial dengan Algoritma C4.5 dan Fuzzy Tahani. *Jurnal EECCIS*, 8(1).

## LAMPIRAN

### Lampiran 1. Surat keterangan legalitas pengambilan data di UTD PMI Kota Surabaya



No : 1012./UTD.PMI/ADM/V/2017  
Lamp : -  
Hal : Surat Keterangan .

Surabaya , 15 Mei 2017

Kepada Yth :  
Kepala Departemen Fakultas Matematika dan  
Ilmu Pengetahuan Alam Jurusan Statistika  
Institut Sepuluh Nopember  
Di -  
Surabaya .

Yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Dr. Hj. Budi Arifah  
Jabatan : Kepala  
Menerangkan :  
Nama : Fakhrus Salam  
NRP : 1315105026  
Program Studi : Sarjana ( S 1 – Lintas Jalur )  
Jurusan : Statistika FMIPA

telah melakukan pengambilan data di Unit Transfusi Darah PMI Kota Surabaya untuk keperluan tugas akhir mulai tanggal 1 Maret – 30 April 2017 .

Demikian , atas perhatiannya diucapkan terima kasih .

A red circular stamp of the PMI Kota Surabaya Unit Transfusi Darah Kepala, with a signature over it.

Dr. Hj. Budi Arifah

**Unit Transfusi Darah PMI Kota Surabaya**

Jl. Embong Ploso No. 7 - 15 Surabaya Telp.: 031-5313289, 5323994, Fax : 031-5313288  
Email : utdsby@yahoo.com Facebook : UDD PMI Kota Surabaya



**Lampiran 2.** *Syntax* klasifikasi metode CTree dengan K-folds cross validation menggunakan software MATLAB

```
%-- Membaca Data
clear; clc;
[X Y] = xlsread('I:/GolA,xlsx');
Y = strncmp(Y(2:length(Y),1), 'Ya', 1);
%-- CTree KCV
Y_Ya = find(Y==1); Y_Tidak = find(Y==0);
n1 = length(Y_Ya); n0 = length(Y_Tidak);
k1 = round(n1/10); k0 = round(n0/10);
sam_Ya = randsample(Y_Ya, n1, false);
sam_Tidak = randsample(Y_Tidak, n0, false);

for i=1:10
    %-- Membagi Data Menjadi Training & Testing
    if i==10
        Xtest = X([sam_Ya((9*k1+1):n1);
                    sam_Tidak((9*k0+1):n0)],:);
        Ytest = Y([sam_Ya((9*k1+1):n1);
                    sam_Tidak((9*k0+1):n0)]);
        Xtrain = X([sam_Ya(1:(9*k1));
                    sam_Tidak(1:(9*k0))],:);
        Ytrain = Y([sam_Ya(1:(9*k1));
                    sam_Tidak(1:(9*k0))]);
    elseif i==1
        Xtest = X([sam_Ya(1:k1); sam_Tidak(1:k0)],:);
        Ytest = Y([sam_Ya(1:k1); sam_Tidak(1:k0)]);
        Xtrain = X([sam_Ya((k1+1):n1);
                    sam_Tidak((k0+1):n0)],:);
        Ytrain = Y([sam_Ya((k1+1):n1);
                    sam_Tidak((k0+1):n0)]);
    else
        Xtest = X([sam_Ya(((i-1)*k1+1):i*k1);
                    sam_Tidak(((i-1)*k0+1):i*k0)],:);
        Ytest = Y([sam_Ya(((i-1)*k1+1):i*k1);
                    sam_Tidak(((i-1)*k0+1):i*k0)]);
        Xtrain = X([sam_Ya(1:((i-1)*k1));
                    sam_Ya((i*k1+1):n1);
                    sam_Tidak(1:((i-1)*k0));
                    sam_Tidak((i*k0+1):n0)],:);
        Ytrain = Y([sam_Ya(1:((i-1)*k1));
                    sam_Ya((i*k1+1):n1);
                    sam_Tidak(1:((i-1)*k0));
                    sam_Tidak((i*k0+1):n0)]);
    end;
end;
```

**Lampiran 2.** *Syntax* klasifikasi metode CTree dengan *K-folds cross validation* menggunakan *software* MATLAB (lanjutan)

```
%-- Data Training dan Testing
dataXtrain{i}=Xtrain; dataYtrain{i}=Ytrain;
dataXtest{i}=Xtest; dataYtest{i}=Ytest;
%-- Model CTree
Model_CTree_KCV{i} =
    ClassificationTree,fit(Xtrain,Ytrain,
    'CategoricalPredictors',[1 6]);
%-- Training
Y_Fits = predict(Model_CTree_KCV{i}, Xtrain);
CfM = confusionmat(Ytrain, Y_Fits);
Akurasi_CTree_Train(i) =
    sum(diag(CfM))/sum(sum(CfM))*100;
Sens_CTree_Train(i) = CfM(1,1)/sum(CfM(1,:))*100;
Spec_CTree_Train(i) = CfM(2,2)/sum(CfM(2,:))*100;
%-- Testing
Y_Fits = predict(Model_CTree_KCV{i}, Xtest);
CfM = confusionmat(Ytest, Y_Fits);
Akurasi_CTree_Test(i) =
    sum(diag(CfM))/sum(sum(CfM))*100;
Sens_CTree_Test(i) = CfM(1,1)/sum(CfM(1,:))*100;
Spec_CTree_Test(i) = CfM(2,2)/sum(CfM(2,:))*100;
end;
Akurasi_CTree_KCV = [mean(Akurasi_CTree_Train)
    mean(Akurasi_CTree_Test)]
Sens_CTree_KCV = [mean(Sens_CTree_Train)
    mean(Sens_CTree_Test)]
Spec_CTree_KCV = [mean(Spec_CTree_Train)
    mean(Spec_CTree_Test)]
[Akurasi_CTree_Train' Akurasi_CTree_Test'
Sens_CTree_Train' Sens_CTree_Test'
Spec_CTree_Train' Spec_CTree_Test']
```

**Lampiran 3.** *Syntax* klasifikasi metode NN dengan *K-folds cross validation* menggunakan *software* MATLAB

```
%-- Membaca Data
clear; clc;
[data varnames] = xlsread('I:/Gola_d,xlsx');
Y=data(:,1:2); X=data(:,3:14);
%-- NN KCV
Y_Ya = find(Y(:,1)==1); Y_Tidak = find(Y(:,1)==0);
n1 = length(Y_Ya); n0 = length(Y_Tidak);
```

**Lampiran 3.** *Syntax* klasifikasi metode NN dengan *K-folds cross validation* menggunakan *software* MATLAB (lanjutan)

```

k1 = round(n1/10); k0 = round(n0/10);
sam_Ya = randsample(Y_Ya, n1, false);
sam_Tidak = randsample(Y_Tidak, n0, false);
h=1;
for i=1:10
%-- Membagi Data Menjadi Training & Testing
    if i==10
        Xtest = X([sam_Ya((9*k1+1):n1);
                    sam_Tidak((9*k0+1):n0)],:);
        Ytest = Y([sam_Ya((9*k1+1):n1);
                    sam_Tidak((9*k0+1):n0)],:);
        Xtrain = X([sam_Ya(1:(9*k1));
                    sam_Tidak(1:(9*k0))],:);
        Ytrain = Y([sam_Ya(1:(9*k1));
                    sam_Tidak(1:(9*k0))],:);
    elseif i==1
        Xtest = X([sam_Ya(1:k1);
                    sam_Tidak(1:k0)],:);
        Ytest = Y([sam_Ya(1:k1);
                    sam_Tidak(1:k0)],:);
        Xtrain = X([sam_Ya((k1+1):n1);
                    sam_Tidak((k0+1):n0)],:);
        Ytrain = Y([sam_Ya((k1+1):n1);
                    sam_Tidak((k0+1):n0)],:);
    else
        Xtest = X([sam_Ya(((i-1)*k1+1):i*k1);
                    sam_Tidak(((i-1)*k0+1):i*k0)],:);
        Ytest = Y([sam_Ya(((i-1)*k1+1):i*k1);
                    sam_Tidak(((i-1)*k0+1):i*k0)],:);
        Xtrain = X([sam_Ya(1:((i-1)*k1));
                    sam_Ya((i*k1+1):n1);
                    sam_Tidak(1:((i-1)*k0));
                    sam_Tidak((i*k0+1):n0)],:);
        Ytrain = Y([sam_Ya(1:((i-1)*k1));
                    sam_Ya((i*k1+1):n1);
                    sam_Tidak(1:((i-1)*k0));
                    sam_Tidak((i*k0+1):n0)],:);
        Ytrain = Y([sam_Ya(1:((i-1)*k1));
                    sam_Ya((i*k1+1):n1);
                    sam_Tidak(1:((i-1)*k0));
                    sam_Tidak((i*k0+1):n0)],:);
    end;
end;

```



**Lampiran 3.** *Syntax* klasifikasi metode NN dengan *K-folds cross validation* menggunakan *software* MATLAB (lanjutan)

```
%-- Data Training dan Testing
dataXtrain{i} = Xtrain'; dataYtrain{i} = Ytrain';
dataXtest{i} = Xtest'; dataYtest{i} = Ytest';
%-- Model NN
net{i} = newff(Xtrain, Ytrain, {h}, {'logsig'},
    'trainlm');
%-- Training
net_train{i} = train(net{i}, Xtrain, Ytrain);
class_training = sim(net_train{i}, Xtrain);
save net net class_training;
Y_Fits_Class = class_training > 0,5;
Ytrain_Class = vec2ind(Ytrain);
Y_Fits = vec2ind(Y_Fits_Class);
CfM = confusionmat(Ytrain_Class, Y_Fits);
Akurasi_NN_Train(i) =
    sum(diag(CfM))/sum(sum(CfM))*100;
Sens_NN_Train(i) = CfM(1,1)/sum(CfM(1,:))*100;
Spec_NN_Train(i) = CfM(2,2)/sum(CfM(2,:))*100;
%-- Testing
class_testing = sim(net_train{i}, Xtest);
save net net class_testing;
Y_Fits_Class = class_testing > 0,5;
Ytest_Class = vec2ind(Ytest);
Y_Fits = vec2ind(Y_Fits_Class);
CfM = confusionmat(Ytest_Class, Y_Fits);
Akurasi_NN_Test(i) =
    sum(diag(CfM))/sum(sum(CfM))*100;
Sens_NN_Test(i) = CfM(1,1)/sum(CfM(1,:))*100;
Spec_NN_Test(i) = CfM(2,2)/sum(CfM(2,:))*100;
%-- Bobot dan Bias
BobotInput{i} = net_train{i},IW;
BobotLayer{i} = net_train{i},LW;
Bias{i} = net_train{i},b;
end;
Akurasi_NN_KCV = [mean(Akurasi_NN_Train)
    mean(Akurasi_NN_Test)]
Sens_NN_KCV = [mean(Sens_NN_Train) mean(Sens_NN_Test)]
Spec_NN_KCV = [mean(Spec_NN_Train) mean(Spec_NN_Test)]
[Akurasi_NN_Train'    Akurasi_NN_Test'    Sens_NN_Train'
    Sens_NN_Test'    Spec_NN_Train'    Spec_NN_Test']
```

**Lampiran 4.** Performa klasifikasi metode CTree dengan 10-folds cross validation

- a. Performa klasifikasi metode CTree untuk data pendonor golongan darah A

Folds	Accuracy		Sensitivity		Specificity	
	Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing
1	58,91	53,57	61,98	54,92	<b>55,52</b>	<b>52,08</b>
2	58,97	53,97	69,47	66,67	47,43	40,00
3	59,22	55,95	64,80	61,36	53,07	50,00
4	59,52	51,39	64,84	53,79	53,68	48,75
5	58,84	54,17	<b>72,71</b>	<b>68,56</b>	43,60	38,33
6	58,97	<b>58,33</b>	64,34	65,53	53,07	50,42
7	58,89	55,56	63,84	63,64	53,44	46,67
8	58,86	56,75	66,23	65,15	50,76	47,50
9	58,73	54,17	64,80	58,71	52,06	49,17
10	<b>59,22</b>	52,06	64,27	59,02	53,66	44,44
Mean	59,01	54,59	65,73	61,74	51,63	46,74

- b. Performa klasifikasi metode CTree untuk data pendonor golongan darah AB

Folds	Accuracy		Sensitivity		Specificity	
	Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing
1	58,96	55,19	56,02	51,28	<b>61,95</b>	<b>59,21</b>
2	58,74	46,10	65,47	55,13	51,90	36,84
3	58,31	53,25	69,48	61,54	46,94	44,74
4	58,67	48,05	<b>70,34</b>	60,26	46,79	35,53
5	58,60	52,60	63,61	55,13	53,50	50,00
6	58,67	59,74	59,03	61,54	58,31	57,89
7	57,73	<b>62,99</b>	61,89	69,23	53,50	56,58
8	58,38	53,25	66,05	58,97	50,58	47,37
9	57,66	58,44	69,05	<b>71,79</b>	46,06	44,74
10	<b>59,81</b>	46,71	60,26	48,65	59,36	44,87
Mean	58,55	53,63	64,12	59,35	52,89	47,78

b. Performa klasifikasi metode CTree untuk data pendonor golongan darah B

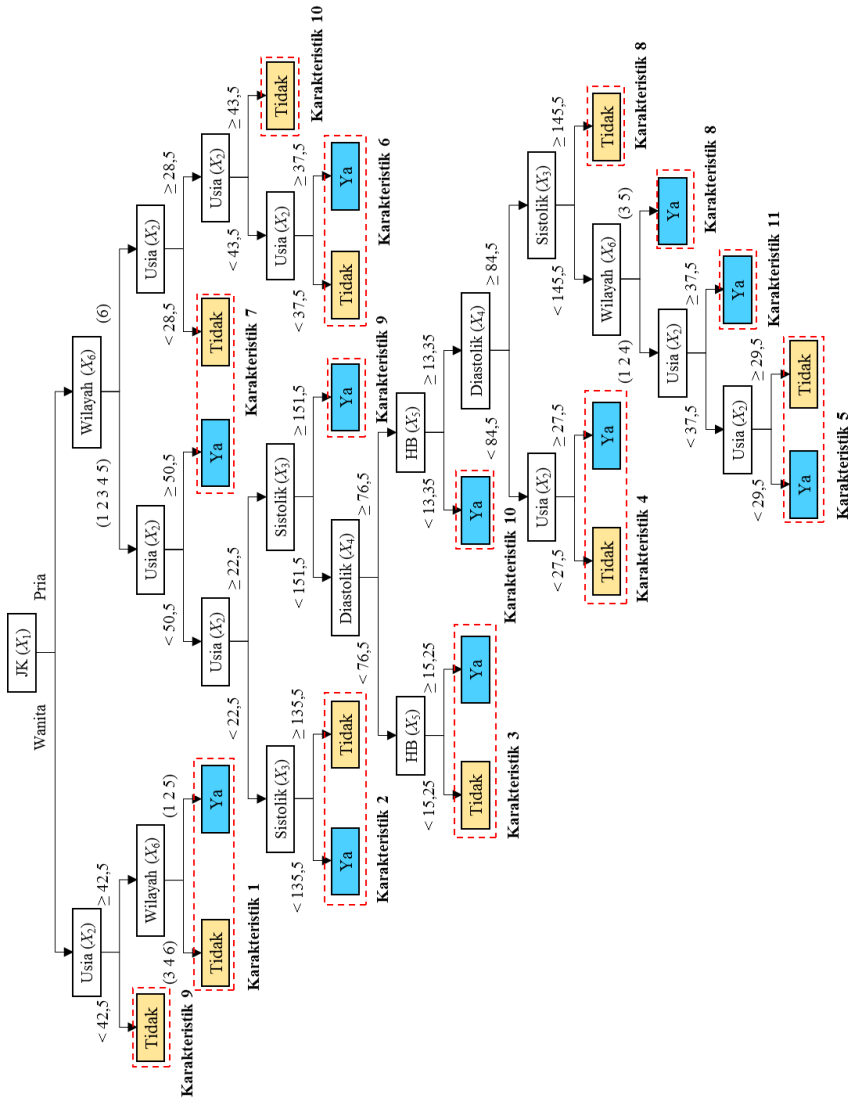
<i>Folds</i>	<i>Accuracy</i>		<i>Sensitivity</i>		<i>Specificity</i>	
	<i>Training</i>	<i>Testing</i>	<i>Training</i>	<i>Testing</i>	<i>Training</i>	<i>Testing</i>
1	<b>59,68</b>	55,14	<b>62,38</b>	53,96	56,88	56,36
2	59,11	52,16	57,52	53,08	60,75	51,21
3	59,39	54,25	56,64	52,20	62,23	56,36
4	59,38	52,16	62,25	54,84	56,41	49,39
5	58,85	54,25	57,82	52,49	59,91	56,06
6	59,08	56,18	57,95	55,13	60,25	57,27
7	59,33	<b>56,93</b>	59,77	53,37	58,87	<b>60,61</b>
8	59,48	52,61	61,27	54,55	57,62	50,61
9	59,48	54,99	52,77	50,44	<b>66,41</b>	59,70
10	59,55	54,83	61,94	<b>56,14</b>	57,07	53,47
Mean	59,33	54,35	59,03	53,62	59,64	55,11

c. Performa klasifikasi metode CTree untuk data pendonor golongan darah O

<i>Folds</i>	<i>Accuracy</i>		<i>Sensitivity</i>		<i>Specificity</i>	
	<i>Training</i>	<i>Testing</i>	<i>Training</i>	<i>Testing</i>	<i>Training</i>	<i>Testing</i>
1	58,96	<b>55,68</b>	61,90	58,57	55,86	52,63
2	58,93	54,57	60,04	56,83	57,77	52,17
3	58,96	54,34	59,87	52,28	58,00	<b>56,52</b>
4	59,33	52,67	65,30	58,57	53,04	46,45
5	59,28	52,45	64,96	58,35	53,29	46,22
6	59,45	51,34	63,68	56,18	55,00	46,22
7	<b>59,61</b>	51,45	65,66	58,35	53,24	44,16
8	58,82	54,90	65,37	59,65	51,92	49,89
9	59,42	54,23	60,23	58,57	<b>58,56</b>	49,66
10	59,29	54,54	<b>66,09</b>	<b>63,16</b>	52,12	45,54
Mean	59,21	53,62	63,31	58,05	54,88	48,95

### Lampiran 5. Pohon klasifikasi metode CTree dengan 10-folds cross validation

#### a. Pohon klasifikasi golongan darah A dengan model fold ke-6







d. Beberapa kondisi pengelompokkan hasil pohon klasifikasi untuk golongan darah A model *fold* ke-6

Karakteristik	Kategori Donor Lagi	
	Ya	Tidak
1	- Berjenis kelamin wanita	- Berjenis kelamin wanita
	- Usia $\geq 42,5$ tahun	- Usia $\geq 42,5$ tahun
2	- Wilayah : utara (1), timur (2) & pusat (5)	- Wilayah : selatan (3), barat (4) dan luar Surabaya (6)
	- Berjenis kelamin pria	- Berjenis kelamin pria
3	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), dan pusat (5)
	- Usia $< 50,5$ tahun	- Usia $< 50,5$ tahun
4	- Sistolik $< 135,5$ mmHg	- Sistolik $\geq 135,5$ mmHg
	- Berjenis kelamin pria	- Berjenis kelamin pria
5	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), dan pusat (5)
	- $22,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 50,5$	- $22,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 50,5$
6	- Sistolik $< 151,5$ mmHg	- Sistolik $< 151,5$ mmHg
	- Diastolik $< 76,5$ mmHg	- Diastolik $< 76,5$ mmHg
7	- Kadar HB $\geq 15,25$ g/dl	- Kadar HB $< 15,25$ g/dl
	- Berjenis kelamin pria	- Berjenis kelamin pria
8	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), dan pusat (5)
	- $22,5 < \text{Usia (tahun)} < 50,5$	- $22,5 < \text{Usia (tahun)} < 50,5$
9	- Sistolik $< 151,5$ mmHg	- Sistolik $< 151,5$ mmHg
	- $76,5 < \text{Diastolik (mmHg)} < 84,5$	- $76,5 < \text{Diastolik (mmHg)} < 84,5$
10	- Kadar HB $\geq 13,35$ g/dl	- Kadar HB $\geq 13,35$ g/dl
	- Berjenis kelamin pria	- Berjenis kelamin pria
11	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), dan pusat (5)
	- $22,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 50,5$	- $22,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 50,5$
12	- Sistolik $< 151,5$ mmHg	- Sistolik $< 151,5$ mmHg
	- Diastolik $\geq 76,5$ mmHg	- Diastolik $\geq 76,5$ mmHg
13	- Kadar HB $\geq 13,35$ g/dl	- Kadar HB $\geq 13,35$ g/dl
	- Berjenis kelamin pria	- Berjenis kelamin pria
14	- Wilayah : luar Surabaya (6)	- Wilayah : luar Surabaya (6)
	- $28,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 43,5$	- $28,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 43,5$
15	- Berjenis kelamin pria	- Berjenis kelamin pria
	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)	- Wilayah : luar Surabaya (6)
16	- Usia $\geq 50,5$ tahun	- Usia $< 28,5$ tahun

d. Beberapa kondisi pengelompokkan hasil pohon klasifikasi untuk golongan darah A model *fold* ke-6 (lanjutan)

Karakteristik	Kategori Donor Lagi	
	Ya	Tidak
8	- Berjenis kelamin pria	- Berjenis kelamin pria
	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), dan pusat (5)
	- $22,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 50,5$	- $22,5 < \text{Usia (tahun)} < 50,5$
	- $\text{Sistolik} < 151,5 \text{ mmHg}$	- $145,5 \leq \text{Sistolik (mmHg)} < 151,5$
	- $\text{Diastolik} \geq 76,5 \text{ mmHg}$	- $\text{Diastolik} \geq 76,5 \text{ mmHg}$
9	- Kadar HB $\geq 13,35 \text{ g/dl}$	- Kadar HB $\geq 13,35 \text{ g/dl}$
	- Berjenis kelamin pria	- Berjenis kelamin wanita
	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)	- Usia $< 42,5 \text{ tahun}$
	- $22,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 50,5$	
	- $\text{Sistolik} \geq 151,5 \text{ mmHg}$	
10	- Berjenis kelamin pria	- Berjenis kelamin pria
	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)	- Wilayah : luar Surabaya (6)
	- $22,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 50,5$	- Usia $\geq 28,5 \text{ tahun}$
	- $\text{Sistolik} < 151,5 \text{ mmHg}$	
	- $\text{Diastolik} \geq 76,5 \text{ mmHg}$	
11	- Kadar HB $< 13,35 \text{ g/dl}$	
	- Berjenis kelamin pria	-
	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)	
	- $22,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 50,5$	
	- $\text{Sistolik} < 151,5 \text{ mmHg}$	
	- $\text{Diastolik} \geq 76,5 \text{ mmHg}$	
	- Kadar HB $\geq 13,35 \text{ g/dl}$	

e. Beberapa kondisi pengelompokkan hasil pohon klasifikasi untuk golongan darah B model *fold* ke-7

Karakteristik	Kategori Donor Lagi	
	Ya	Tidak
1	- $24,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 34,5$	- $24,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 34,5$
	- Berjenis kelamin pria	- Berjenis kelamin pria
	- Wilayah : barat (4) & luar Surabaya (6)	- Wilayah : barat (4) & luar Surabaya (6)
	- $139,5 < \text{Sistolik (mmHg)} < 149,5$	- $\text{Sistolik} < 149,5 \text{ mmHg}$



e. Beberapa kondisi pengelompokkan hasil pohon klasifikasi untuk golongan darah B model *fold* ke-7 (lanjutan)

Karakteristik	Kategori Donor Lagi	
	Ya	Tidak
2	- $19,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 34,5$	- $19,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 34,5$
	- Berjenis kelamin pria	- Berjenis kelamin pria
	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), & pusat (5)	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), & pusat (5)
	- Kadar HB $< 14,55 \text{ g/dl}$	- $14,05 \leq \text{Kadar HB (g/dl)} < 14,55$
3	- $19,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 34,5$	- $19,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 34,5$
	- Berjenis kelamin pria	- Berjenis kelamin pria
	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), & pusat (5)	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), & pusat (5)
	- Kadar HB $\geq 14,55 \text{ g/dl}$	- Kadar HB $\geq 14,55 \text{ g/dl}$
4	- $42,5 < \text{Usia (tahun)} \geq 34,5$	- $42,5 < \text{Usia (tahun)} \geq 34,5$
	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)
	- Berjenis kelamin wanita	- Berjenis kelamin wanita
	- Kadar HB $\geq 14,95 \text{ g/dl}$	- Kadar HB $< 14,95 \text{ g/dl}$
5	- Usia $\geq 34,5$ tahun	- Usia $\geq 34,5$ tahun
	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)
	- Berjenis kelamin wanita	- Berjenis kelamin wanita
	- Kadar HB $< 16,65 \text{ g/dl}$	- Kadar HB $\geq 16,65 \text{ g/dl}$
6	- Usia $\geq 34,5$ tahun	- $43,5 < \text{Usia (tahun)} \geq 34,5$
	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)
	- Berjenis kelamin pria	- Berjenis kelamin pria
	- Sistolik $\geq 144,5 \text{ mmHg}$	- Sistolik $\geq 144,5 \text{ mmHg}$
7	- Usia $\geq 34,5$ tahun	- Usia $\geq 34,5$ tahun
	- Wilayah : luar Surabaya (6)	- Wilayah : luar Surabaya (6)
	- Kadar HB $< 16,15 \text{ mmHg}$	- Kadar HB $< 16,15 \text{ mmHg}$
	- Sistolik $\geq 142,5 \text{ mmHg}$	- Sistolik $< 142,5 \text{ mmHg}$
8	- Usia $\geq 34,5$ tahun	- Usia $\geq 34,5$ tahun
	- Wilayah : luar Surabaya (6)	- Wilayah : luar Surabaya (6)
	- Kadar HB $\geq 16,15 \text{ mmHg}$	- $15,35 \leq \text{Kadar HB (mmHg)} < 16,15$
9	- $19,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 34,5$	- Usia $< 34,5$ tahun
	- Berjenis kelamin pria	- Berjenis kelamin pria
	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), & pusat (5)	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), & pusat (5)
10	- Usia $\geq 34,5$ tahun	- $24,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 34,5$
	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)	- Berjenis kelamin pria
	- Berjenis kelamin pria	- Wilayah : barat (4) & luar Surabaya (6)
		- Sistolik $\geq 149,5 \text{ mmHg}$

e. Beberapa kondisi pengelompokkan hasil pohon klasifikasi untuk golongan darah B model *fold* ke-7 (lanjutan)

Karak- teristik	Kategori Donor Lagi	
	Ya	Tidak
11	- 19,5 ≤ Usia (tahun) < 34,5	- Usia < 34,5 tahun
	- Berjenis kelamin pria	- Berjenis kelamin pria
	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), & pusat (5)	- Wilayah : barat (4) & luar Surabaya (6)
	- Kadar HB ≥ 14,55 g/dl	- Sistolik ≥ 149,5 mmHg
	- Sistolik ≥ 149,5 mmHg	
12	- Usia ≥ 34,5 tahun	- Usia < 34,5 tahun
	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)	- Berjenis kelamin wanita
	- Berjenis kelamin pria	
	- Sistolik < 144,5 mmHg	

f. Beberapa kondisi pengelompokkan hasil pohon klasifikasi untuk golongan darah O model *fold* ke-1

Karak- teristik	Kategori Donor Lagi	
	Ya	Tidak
1	- Berjenis kelamin wanita	- Berjenis kelamin wanita
	- Usia ≥ 31,5 tahun	- Usia ≥ 31,5 tahun
	- Wilayah : utara (1), timur (2), pusat (5), & luar Surabaya (6)	- Wilayah : utara (1), timur (2), pusat (5), & luar Surabaya (6)
	- 129,5 ≤ Sistolik (mmHg) < 135,5	- Sistolik ≥ 129,5 mmHg
2	- Berjenis kelamin wanita	- Berjenis kelamin wanita
	- Usia ≥ 31,5 tahun	- Usia ≥ 31,5 tahun
	- Wilayah : utara (1), timur (2), pusat (5), & luar Surabaya (6)	- Wilayah : utara (1), timur (2), pusat (5), & luar Surabaya (6)
	- Kadar HB < 15,05 g/dl	- Kadar HB ≥ 15,05 g/dl
3	- Berjenis kelamin pria	- Berjenis kelamin pria
	- Usia < 37,5 tahun	- Usia < 37,5 tahun
	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)
	- Diastolik ≥ 70,5 mmHg	- Diastolik ≥ 70,5 mmHg
	- Kadar HB < 14,35 g/dl	- Kadar HB < 14,35 g/dl
4	- Sistolik ≥ 139,5 mmHg	- Sistolik < 139,5 mmHg
	- Berjenis kelamin pria	- Berjenis kelamin pria
	- 19,5 ≤ Usia (tahun) < 37,5	- 19,5 ≤ Usia (tahun) < 37,5
	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)
	- Diastolik ≥ 70,5 mmHg	- Diastolik ≥ 70,5 mmHg
	- 14,35 ≤ Kadar HB (g/dl) < 15,75	- 14,35 ≤ Kadar HB (g/dl) < 15,75

f. Beberapa kondisi pengelompokkan hasil pohon klasifikasi untuk golongan darah O model *fold* ke-1 (lanjutan)

Karakteristik	Kategori Donor Lagi	
	Ya	Tidak
5	- Berjenis kelamin pria	- Berjenis kelamin pria
	- $19,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 37,5$	- $19,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 37,5$
	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)
	- Diastolik $\geq 70,5$ mmHg	- Diastolik $\geq 70,5$ mmHg
	- $14,35 \leq \text{Kadar HB (g/dl)} < 15,75$	- $14,35 \leq \text{Kadar HB (g/dl)} < 15,75$
6	- Berjenis kelamin pria	- Berjenis kelamin pria
	- Usia $< 37,5$ tahun	- Usia $< 37,5$ tahun
	- Wilayah : luar Surabaya (6)	- Wilayah : luar Surabaya (6)
	- Kadar HB $< 16,05$ g/dl	- Kadar HB $< 16,05$ g/dl
7	- Diastolik $\geq 85,5$ mmHg	- Diastolik $< 85,5$ mmHg
	- Berjenis kelamin pria	- Berjenis kelamin pria
	- $31,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 37,5$	- $31,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 37,5$
	- Wilayah : luar Surabaya (6)	- Wilayah : luar Surabaya (6)
8	- Kadar HB $< 15,05$ g/dl	- Kadar HB $\geq 15,05$ g/dl
	- Berjenis kelamin pria	- Berjenis kelamin pria
	- $37,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 55,5$	- $37,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 55,5$
	- $121,5 \leq \text{Sistolik (mmHg)} < 146,5$	- Sistolik $\geq 121,5$ mmHg
	- Wilayah : selatan (3) & luar Surabaya (6)	- Wilayah : selatan (3) & luar Surabaya (6)
9	- Diastolik $\geq 85,5$ mmHg	- Diastolik $\geq 85,5$ mmHg
	- Berjenis kelamin pria	- Berjenis kelamin pria
	- $37,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 55,5$	- $37,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 55,5$
	- Sistolik $\geq 121,5$ mmHg	- $121,5 \leq \text{Sistolik (mmHg)} < 135,5$
	- Wilayah : utara (1), timur (2), barat (4), & pusat (5)	- Wilayah : utara (1), timur (2), barat (4), & pusat (5)
10	- Kadar HB $\geq 14,55$ g/dl	- Kadar HB $\geq 14,55$ g/dl
	- Berjenis kelamin pria	- Berjenis kelamin pria
	- $19,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 37,5$	- Usia $< 37,5$ tahun
	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)
	- Diastolik $\geq 70,5$ mmHg	- Diastolik $\geq 70,5$ mmHg
11	- Kadar HB $< 14,35$ g/dl	- Kadar HB $< 14,35$ g/dl
	- Berjenis kelamin pria	- Berjenis kelamin pria
	- $19,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 37,5$	- $19,5 \leq \text{Usia (tahun)} < 37,5$
	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)	- Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), & pusat (5)
	- Diastolik $\geq 70,5$ mmHg	- Diastolik $\geq 70,5$ mmHg

f. Beberapa kondisi pengelompokkan hasil pohon klasifikasi untuk golongan darah O model *fold* ke-1 (lanjutan)

Karakteristik	Kategori Donor Lagi	
	Ya	Tidak
12	<ul style="list-style-type: none"> <li>Berjenis kelamin pria</li> <li><math>19,5 \leq \text{Usia (tahun)} &lt; 37,5</math></li> <li>Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), &amp; pusat (5)</li> <li>Diastolik <math>\geq 70,5</math> mmHg</li> <li><math>14,35 \leq \text{Kadar HB (g/dl)} &lt; 15,75</math></li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Berjenis kelamin pria</li> <li><math>19,5 \leq \text{Usia (tahun)} &lt; 37,5</math></li> <li>Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), &amp; pusat (5)</li> <li>Diastolik <math>\geq 70,5</math> mmHg</li> <li><math>14,35 \leq \text{Kadar HB (g/dl)} &lt; 15,75</math></li> </ul>
	<ul style="list-style-type: none"> <li>Berjenis kelamin pria</li> <li><math>19,5 \leq \text{Usia (tahun)} &lt; 37,5</math></li> <li>Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), &amp; pusat (5)</li> <li><math>70,5 \leq \text{Diastolik (mmHg)} &lt; 88,5</math></li> <li><math>14,35 \leq \text{Kadar HB (g/dl)} &lt; 15,75</math></li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Berjenis kelamin pria</li> <li>Usia <math>&lt; 37,5</math> tahun</li> <li>Wilayah : luar Surabaya (6)</li> <li>Kadar HB <math>&lt; 16,05</math> g/dl</li> </ul>
14	<ul style="list-style-type: none"> <li>Berjenis kelamin pria</li> <li><math>37,5 \leq \text{Usia (tahun)} &lt; 55,5</math></li> <li>Sistolik <math>\geq 121,5</math> mmHg</li> <li>Wilayah : selatan (3) &amp; luar Surabaya (6)</li> <li>Diastolik <math>&lt; 85,5</math> mmHg</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Berjenis kelamin pria</li> <li><math>37,5 \leq \text{Usia (tahun)} &lt; 55,5</math></li> <li><math>121,5 \leq \text{Sistolik (mmHg)} &lt; 131,5</math></li> <li>Wilayah : selatan (3) &amp; luar Surabaya (6)</li> </ul>
	<ul style="list-style-type: none"> <li>Berjenis kelamin pria</li> <li>Usia <math>\geq 37,5</math> tahun</li> <li>Sistolik <math>&lt; 121,5</math> mmHg</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Berjenis kelamin wanita</li> <li>Usia <math>&lt; 31,5</math> tahun</li> </ul>
16	<ul style="list-style-type: none"> <li>Berjenis kelamin pria</li> <li>Usia <math>\geq 37,5</math> tahun</li> <li>Sistolik <math>\geq 121,5</math> mmHg</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Berjenis kelamin wanita</li> <li>Usia <math>\geq 31,5</math> tahun</li> <li>Wilayah : utara (1), timur (2), pusat (5), &amp; luar Surabaya (6)</li> <li>Sistolik <math>&lt; 129,5</math> mmHg</li> </ul>
	<ul style="list-style-type: none"> <li>Berjenis kelamin pria</li> <li><math>37,5 \leq \text{Usia (tahun)} &lt; 55,5</math></li> <li>Sistolik <math>\geq 121,5</math> mmHg</li> <li>Wilayah : utara (1), timur (2), barat (4), &amp; pusat (5)</li> <li>Kadar HB <math>&lt; 14,55</math> g/dl</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Berjenis kelamin pria</li> <li>Usia <math>&lt; 37,5</math> tahun</li> <li>Wilayah : utara (1), timur (2), selatan (3), barat (4), &amp; pusat (5)</li> <li>Diastolik <math>&lt; 70,5</math> mmHg</li> </ul>
18	<ul style="list-style-type: none"> <li>Berjenis kelamin pria</li> <li><math>37,5 \leq \text{Usia (tahun)} &lt; 55,5</math></li> <li>Sistolik <math>\geq 121,5</math> mmHg</li> <li>Wilayah : utara (1), timur (2), barat (4), &amp; pusat (5)</li> <li>Kadar HB <math>\geq 14,55</math> g/dl</li> </ul>	-
	<ul style="list-style-type: none"> <li>Berjenis kelamin pria</li> <li><math>37,5 \leq \text{Usia (tahun)} &lt; 55,5</math></li> <li>Sistolik <math>\geq 121,5</math> mmHg</li> <li>Wilayah : utara (1), timur (2), barat (4), &amp; pusat (5)</li> <li>Kadar HB <math>\geq 14,55</math> g/dl</li> </ul>	-

**Lampiran 6.** Perhitungan *goodness of split* tiap variabel prediktor untuk data golongan darah AB

Variabel	Threshold	Goodness of Split
X1	0   1	1,5053063
X2	17,5	0,0000001
	18,5	0,0002203
	19,5	0,0002502
	⋮	⋮
	65,5	0,0001145
	67,5	0,0007111
X3	110,5	0,0000002
	111,5	0,0000691
	112,5	0,0001140
	⋮	⋮
	158,5	0,0001769
	159,5	0,0007522
X4	60,5	0,0002005
	61,5	0,0008560
	62,5	0,0003546
	⋮	⋮
	98,5	0,0001523
	99,5	0,0000664
X5	12,55	0,0002546
	12,65	0,0001769
	12,75	0,0000701
	⋮	⋮
	16,85	0,0004055
	16,95	0,0000271
X6	1   2,3,4,5,6	0,0013340
	2   1,3,4,5,6	0,0000890
	3   1,2,4,5,6	0,0007294
	⋮	⋮
	1,4,6   2,3,5	0,0003270
	1,5,6   2,3,4	0,0009985

**Lampiran 7.** Performa klasifikasi metode NN dengan K-folds  
cross validation

a. Performa data *training* dan *testing* untuk data pendonor golongan darah A

Neuron Hidden Layer	Folds	Accuracy		Sensitivity		Specificity	
		Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing
1	1	56,02	55,75	51,46	50,83	60,18	60,23
	2	55,45	<b>58,33</b>	<b>66,57</b>	<b>68,75</b>	45,33	48,86
	3	55,69	55,95	55,11	58,33	56,22	53,79
	4	56,09	53,97	63,20	62,50	49,62	46,21
	5	<b>56,97</b>	53,77	53,44	51,25	60,18	56,06
	6	55,58	56,55	64,26	64,17	47,69	49,62
	7	56,20	54,17	52,06	50,42	59,97	57,58
	8	56,31	54,76	49,05	47,50	<b>62,91</b>	<b>61,36</b>
	9	56,49	53,37	60,24	59,58	53,07	47,73
	10	56,39	53,63	52,50	45,27	59,93	61,28
Mean		56,12	55,03	56,79	55,86	55,51	54,27
2	1	55,91	<b>58,73</b>	40,13	41,25	<b>70,27</b>	<b>74,62</b>
	2	56,82	56,55	45,72	44,17	66,91	67,80
	3	56,95	53,77	50,16	45,83	63,12	60,98
	4	<b>57,06</b>	55,75	45,77	46,25	67,33	64,39
	5	56,13	55,95	45,35	46,25	65,94	64,77
	6	56,18	56,75	47,80	47,08	63,79	65,53
	7	55,85	56,55	49,70	47,50	61,44	64,77
	8	56,16	54,17	53,03	<b>55,00</b>	59,00	53,41
	9	56,07	52,18	<b>58,81</b>	52,50	53,57	51,89
	10	55,97	57,17	50,37	50,62	61,07	63,16
Mean		56,31	55,76	48,68	47,65	63,24	63,13
3	1	56,27	52,58	43,69	39,58	67,70	64,39
	2	55,91	57,34	40,13	42,50	70,27	<b>70,83</b>
	3	<b>57,15</b>	52,78	48,41	43,33	65,10	61,36
	4	56,07	52,78	40,31	39,58	<b>70,40</b>	64,77
	5	55,91	50,00	54,14	49,58	57,53	50,38
	6	55,56	<b>58,33</b>	51,04	50,83	59,67	65,15
	7	56,02	54,56	47,94	46,25	63,37	62,12
	8	55,69	55,16	55,02	52,92	56,31	57,20
	9	56,11	53,77	52,84	51,25	59,08	56,06
	10	56,19	54,42	<b>59,86</b>	<b>57,61</b>	52,86	51,50
Mean		56,09	54,17	49,34	47,34	62,23	60,38

a. Performa data *training* dan *testing* untuk data pendonor golongan darah A (lanjutan)

Neuron Hidden Layer	Folds	Accuracy		Sensitivity		Specificity	
		Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing
4	1	56,53	56,94	47,71	47,50	64,55	65,53
	2	55,25	54,37	58,81	57,92	52,02	51,14
	3	54,81	56,94	42,86	48,75	65,69	64,39
	4	56,00	<b>57,34</b>	52,15	51,25	59,50	62,88
	5	<b>56,68</b>	52,58	44,34	40,42	67,91	63,64
	6	56,24	51,79	57,98	50,42	54,67	53,03
	7	56,62	54,76	51,96	48,33	60,85	60,61
	8	56,53	57,34	39,44	35,83	<b>72,08</b>	<b>76,89</b>
	9	56,53	55,75	49,01	50,42	63,37	60,61
	10	56,48	56,78	<b>60,14</b>	<b>61,32</b>	53,16	52,63
Mean		56,17	55,46	50,44	49,22	61,38	61,13
5	1	<b>56,68</b>	52,78	57,42	52,08	56,01	53,41
	2	56,57	56,75	51,27	49,58	61,40	63,26
	3	55,96	59,33	46,56	52,92	64,51	65,15
	4	56,46	55,95	51,83	52,50	60,68	59,09
	5	56,20	54,17	<b>58,53</b>	<b>59,58</b>	54,08	49,24
	6	56,18	54,37	54,92	50,00	57,32	58,33
	7	55,67	<b>60,32</b>	50,30	54,58	60,56	65,53
	8	56,27	53,17	50,90	43,75	61,14	61,74
	9	56,20	56,55	41,79	46,67	69,30	65,53
	10	55,69	51,47	36,71	28,81	<b>72,94</b>	<b>72,18</b>
Mean		56,19	55,48	50,02	49,05	61,79	61,35
10	1	56,04	55,95	<b>63,25</b>	<b>65,42</b>	49,50	47,35
	2	56,29	<b>57,14</b>	57,51	56,67	55,17	57,58
	3	56,29	52,58	37,17	34,58	<b>73,68</b>	<b>68,94</b>
	4	<b>57,56</b>	52,18	47,90	41,25	66,36	62,12
	5	56,49	54,17	47,43	46,67	64,72	60,98
	6	56,09	56,35	51,04	52,92	60,68	59,47
	7	55,76	56,75	45,77	45,42	64,84	67,05
	8	56,46	55,75	46,23	44,58	65,77	65,91
	9	55,98	53,57	59,27	57,50	52,99	50,00
	10	55,36	52,46	62,18	58,85	49,16	46,62
Mean		56,23	54,69	51,77	50,38	60,29	58,60

- a. Performa data *training* dan *testing* untuk data pendonor golongan darah A (lanjutan)

Neuron Hidden Layer	Folds	Accuracy		Sensitivity		Specificity	
		Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing
15	1	<b>57,12</b>	55,16	48,22	43,75	65,22	<b>65,53</b>
	2	55,67	55,16	54,46	54,17	56,77	56,06
	3	56,29	52,78	<b>65,93</b>	<b>62,50</b>	47,52	43,94
	4	56,99	<b>57,54</b>	59,36	58,75	54,84	56,44
	5	56,31	56,75	53,03	48,75	59,29	64,02
	6	56,49	55,75	50,86	54,58	61,61	56,82
	7	56,44	53,57	61,12	56,67	52,19	50,76
	8	56,22	57,14	60,29	60,83	52,52	53,79
	9	57,21	53,77	48,27	47,08	<b>65,35</b>	59,85
	10	56,44	52,85	59,68	56,38	53,49	49,62
Mean		56,52	55,05	56,12	54,35	56,88	55,68
30	1	57,61	52,78	57,47	52,92	57,74	52,65
	2	56,49	56,15	60,33	62,92	52,99	50,00
	3	55,67	<b>57,54</b>	33,52	35,83	<b>75,82</b>	<b>77,27</b>
	4	56,93	56,35	44,24	44,17	68,46	67,42
	5	57,10	54,96	58,48	52,50	55,85	57,20
	6	57,08	54,96	47,62	41,25	65,69	67,42
	7	55,05	55,36	66,48	68,33	44,66	43,56
	8	55,32	53,37	55,57	52,50	55,09	54,17
	9	<b>58,20</b>	52,98	52,47	50,42	63,41	55,30
	10	55,16	52,46	<b>76,48</b>	<b>72,84</b>	35,77	33,83
Mean		56,46	54,69	55,27	53,37	57,55	55,88

- b. Performa data *training* dan *testing* untuk data pendonor golongan darah AB

Neuron Hidden Layer	Folds	Accuracy		Sensitivity		Specificity	
		Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing
1	1	<b>57,73</b>	48,05	54,37	47,37	61,03	48,72
	2	55,64	<b>58,44</b>	67,20	<b>69,74</b>	44,27	47,44
	3	56,14	57,79	51,90	61,84	60,32	53,85
	4	56,21	56,49	49,13	51,32	63,18	61,54
	5	56,36	57,14	55,83	59,21	56,88	55,13
	6	53,90	55,84	64,14	68,42	43,84	43,59
	7	57,37	53,25	70,85	63,16	44,13	43,59
	8	56,21	57,14	46,65	43,42	<b>65,62</b>	<b>70,51</b>



b. Performa data *training* dan *testing* untuk data pendonor golongan darah AB (lanjutan)

Neuron Hidden Layer	Folds	Accuracy		Sensitivity		Specificity	
		Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing
1	9	57,30	55,19	<b>75,36</b>	68,42	39,54	42,31
	10	56,20	53,95	55,85	48,72	56,55	59,46
	<i>Mean</i>	56,31	55,33	59,13	58,16	53,53	52,61
2	1	55,85	54,55	57,00	52,63	54,73	56,41
	2	55,78	51,95	44,31	39,47	67,05	64,10
	3	56,43	50,00	52,48	53,95	60,32	46,15
	4	53,69	52,60	<b>80,03</b>	<b>82,89</b>	27,79	23,08
	5	<b>57,44</b>	55,84	64,87	59,21	50,14	52,56
	6	56,43	56,49	48,83	53,95	63,90	58,97
	7	51,73	51,30	49,71	44,74	53,72	57,69
	8	56,50	<b>60,39</b>	55,54	51,32	57,45	69,23
	9	56,65	51,95	62,97	55,26	50,43	48,72
	10	55,48	59,21	40,64	48,72	<b>69,94</b>	<b>70,27</b>
	<i>Mean</i>	55,60	54,43	55,64	54,21	55,55	54,72
3	1	56,29	49,35	53,06	39,47	59,46	58,97
	2	57,15	52,60	58,02	55,26	56,30	50,00
	3	56,79	53,25	57,87	55,26	55,73	51,28
	4	51,37	48,70	<b>92,71</b>	<b>89,47</b>	10,75	8,97
	5	56,72	53,90	63,99	60,53	49,57	47,44
	6	56,36	52,60	60,50	60,53	52,29	44,87
	7	55,78	53,90	60,93	55,26	50,72	52,56
	8	55,78	55,19	35,13	28,95	<b>76,07</b>	<b>80,77</b>
	9	56,79	52,60	58,16	59,21	55,44	46,15
	10	<b>58,23</b>	<b>62,50</b>	58,04	66,67	58,40	58,11
	<i>Mean</i>	56,13	53,46	59,84	57,06	52,47	49,91
4	1	54,19	<b>64,29</b>	69,24	<b>82,89</b>	39,40	46,15
	2	56,50	51,30	58,31	51,32	54,73	51,28
	3	<b>57,08</b>	49,35	47,81	31,58	<b>66,19</b>	<b>66,67</b>
	4	56,94	48,70	50,44	46,05	63,32	51,28
	5	53,11	55,84	66,76	64,47	39,68	47,44
	6	54,70	53,90	71,14	68,42	38,54	39,74
	7	56,36	48,05	<b>80,03</b>	69,74	33,09	26,92
	8	56,29	57,79	53,94	53,95	58,60	61,54
	9	56,72	55,84	47,38	44,74	65,90	66,67
	10	56,49	49,34	62,13	57,69	51,00	40,54
	<i>Mean</i>	55,84	53,44	60,72	57,09	51,05	49,82

b. Performa data *training* dan *testing* untuk data pendonor golongan darah AB (lanjutan)

Neuron Hidden Layer	Folds	Accuracy		Sensitivity		Specificity	
		Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing
5	1	56,29	51,30	69,39	69,74	43,41	33,33
	2	52,75	53,90	67,35	65,79	38,40	42,31
	3	51,59	50,65	64,72	56,58	38,68	44,87
	4	52,96	51,95	<b>89,21</b>	<b>93,42</b>	17,34	11,54
	5	55,64	59,74	68,22	73,68	43,27	46,15
	6	52,10	50,65	21,72	17,11	<b>81,95</b>	<b>83,33</b>
	7	56,00	<b>59,74</b>	63,12	65,79	49,00	53,85
	8	<b>56,50</b>	58,44	49,56	52,63	63,32	64,10
	9	53,11	57,14	65,89	69,74	40,54	44,87
	10	53,17	53,95	47,22	50,00	58,97	58,11
Mean		54,01	54,75	60,64	61,45	47,49	48,25
10	1	<b>59,39</b>	57,14	53,64	53,95	<b>65,04</b>	60,26
	2	57,88	55,19	55,25	48,68	60,46	61,54
	3	56,79	50,00	60,35	50,00	53,30	50,00
	4	56,72	48,70	55,83	46,05	57,59	51,28
	5	54,84	55,19	76,53	81,58	33,52	29,49
	6	56,36	<b>59,74</b>	52,33	47,37	60,32	<b>71,79</b>
	7	55,92	59,09	65,60	72,37	46,42	46,15
	8	57,44	52,60	57,73	52,63	57,16	52,56
	9	55,71	46,10	<b>82,80</b>	<b>80,26</b>	29,08	12,82
	10	55,34	56,58	54,24	56,41	56,41	56,76
Mean		56,64	54,03	61,43	58,93	51,93	49,27
15	1	52,17	49,35	<b>87,03</b>	<b>89,47</b>	17,91	10,26
	2	57,08	58,44	51,75	46,05	62,32	<b>70,51</b>
	3	56,21	51,30	64,58	57,89	47,99	44,87
	4	<b>62,07</b>	56,49	59,48	59,21	64,61	53,85
	5	56,79	55,19	72,16	73,68	41,69	37,18
	6	56,86	<b>59,74</b>	67,93	76,32	45,99	43,59
	7	53,90	51,95	79,30	80,26	28,94	24,36
	8	58,96	48,05	63,56	55,26	54,44	41,03
	9	57,15	51,30	47,38	35,53	<b>66,76</b>	66,67
	10	56,35	53,29	56,73	58,97	55,98	47,30
Mean		56,75	53,51	64,99	63,27	48,66	43,96

b. Performa data *training* dan *testing* untuk data pendonor golongan darah AB (lanjutan)

Neuron Hidden Layer	Folds	Accuracy		Sensitivity		Specificity	
		Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing
30	1	54,77	54,55	<b>79,45</b>	76,32	30,52	33,33
	2	<b>61,42</b>	<b>61,04</b>	60,93	56,58	<b>61,89</b>	65,38
	3	55,13	53,25	50,00	39,47	60,17	<b>66,67</b>
	4	53,03	55,19	78,57	<b>84,21</b>	27,94	26,92
	5	55,35	55,84	68,95	68,42	41,98	43,59
	6	53,90	52,60	47,96	48,68	59,74	56,41
	7	56,72	53,90	58,75	63,16	54,73	44,87
	8	55,42	54,55	73,32	68,42	37,82	41,03
	9	55,85	54,55	65,45	63,16	46,42	46,15
	10	54,69	58,55	77,19	78,21	32,76	37,84
Mean		55,63	55,40	66,06	64,66	45,40	46,22

c. Performa data *training* dan *testing* untuk data pendonor golongan darah B

Neuron Hidden Layer	Folds	Accuracy		Sensitivity		Specificity	
		Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing
1	1	56,83	<b>58,87</b>	<b>63,85</b>	63,64	50,03	54,25
	2	56,48	58,57	55,30	59,70	57,62	57,48
	3	<b>57,32</b>	54,69	60,79	57,27	53,97	52,20
	4	56,58	57,82	60,96	64,55	52,35	51,32
	5	57,01	56,48	61,12	56,67	53,03	56,31
	6	56,89	53,80	62,07	60,61	51,89	47,21
	7	57,16	55,59	58,67	<b>65,15</b>	55,70	46,33
	8	56,96	58,27	55,50	54,85	58,37	61,58
	9	56,17	57,38	50,22	46,36	<b>61,92</b>	<b>68,04</b>
	10	56,78	54,23	59,36	58,01	54,28	50,58
Mean		56,82	56,57	58,78	58,68	54,92	54,53
2	1	56,56	56,63	64,76	65,45	48,63	48,09
	2	57,24	55,74	59,64	56,67	54,92	54,84
	3	56,78	<b>59,46</b>	60,85	<b>68,18</b>	52,83	51,03
	4	56,70	55,44	<b>66,00</b>	63,64	47,69	47,51
	5	56,55	58,27	50,25	54,85	<b>62,64</b>	<b>61,58</b>
	6	56,41	56,63	64,32	65,45	48,76	48,09
	7	<b>57,44</b>	56,04	61,73	55,76	53,29	56,31
	8	57,21	54,10	58,50	53,64	55,96	54,55

c. Performa data *training* dan *testing* untuk data pendonor golongan darah B (lanjutan)

Neuron Hidden Layer	Folds	Accuracy		Sensitivity		Specificity	
		Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing
2	9	56,58	58,87	54,36	58,79	58,73	58,94
	10	57,11	54,68	60,51	59,21	53,83	50,29
	<i>Mean</i>	56,86	56,59	60,09	60,16	53,73	53,12
3	1	56,94	55,29	55,54	52,73	58,31	57,77
	2	57,39	52,91	53,11	46,67	61,53	58,94
	3	56,71	<b>59,61</b>	<b>61,46</b>	<b>63,94</b>	52,12	55,43
	4	<b>57,64</b>	56,33	57,25	57,88	58,01	54,84
	5	56,76	57,97	60,32	63,03	53,32	53,08
	6	56,28	54,40	58,63	61,21	54,01	47,80
	7	55,84	55,89	51,40	52,42	60,13	59,24
	8	57,01	57,53	57,09	59,70	56,94	55,43
	9	56,83	57,82	56,88	55,45	56,78	60,12
	10	57,21	56,17	51,82	50,45	<b>62,43</b>	<b>61,70</b>
	<i>Mean</i>	56,86	56,39	56,35	56,35	57,36	56,43
4	1	57,81	54,25	<b>69,14</b>	<b>66,06</b>	46,84	42,82
	2	56,86	53,35	59,88	55,15	53,94	51,61
	3	<b>57,89</b>	56,93	51,33	50,61	64,23	63,05
	4	56,89	54,55	64,93	59,39	49,12	49,85
	5	56,23	55,44	58,94	55,76	53,62	55,13
	6	56,61	54,25	53,85	55,76	59,28	52,79
	7	56,27	<b>60,66</b>	55,77	63,03	56,74	58,36
	8	56,46	54,69	44,43	44,55	<b>68,11</b>	<b>64,52</b>
	9	56,13	57,08	58,16	56,97	54,17	57,18
	10	56,42	54,68	50,57	48,34	62,07	60,82
	<i>Mean</i>	56,76	55,59	56,70	55,56	56,81	55,61
5	1	55,54	55,59	52,57	53,33	58,40	57,77
	2	56,91	<b>59,46</b>	56,65	60,00	57,17	58,94
	3	56,89	57,53	<b>60,28</b>	60,00	53,62	55,13
	4	56,88	53,65	58,43	51,52	55,37	55,72
	5	56,17	56,63	55,03	54,24	57,26	58,94
	6	57,08	57,97	58,73	<b>61,21</b>	55,47	54,84
	7	<b>57,24</b>	55,59	59,74	55,45	54,82	55,72
	8	56,22	52,76	56,68	50,91	55,77	54,55
	9	56,88	55,74	53,65	56,06	<b>60,00</b>	55,43
	10	56,86	59,14	57,14	58,91	56,60	<b>59,36</b>
	<i>Mean</i>	56,67	56,41	56,89	56,16	56,45	56,64

c. Performa data *training* dan *testing* untuk data pendonor golongan darah B (lanjutan)

Neuron Hidden Layer	Folds	Accuracy		Sensitivity		Specificity	
		Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing
10	1	56,99	57,08	57,02	62,12	56,97	52,20
	2	57,01	56,78	57,76	53,33	56,29	60,12
	3	53,87	<b>57,97</b>	<b>73,61</b>	<b>77,27</b>	34,76	39,30
	4	56,05	55,14	55,60	56,36	56,48	53,96
	5	56,84	54,99	57,49	58,18	56,22	51,91
	6	56,96	55,89	53,48	50,61	<b>60,33</b>	<b>61,00</b>
	7	56,55	57,38	62,81	63,33	50,49	51,61
	8	<b>57,29</b>	53,65	59,98	55,15	54,69	52,20
	9	57,13	55,29	61,36	59,70	53,03	51,03
	10	56,85	56,61	55,96	55,29	57,71	57,89
Mean		56,55	56,08	59,51	59,13	53,70	53,12
15	1	56,35	56,48	57,66	59,39	55,08	53,67
	2	57,34	<b>58,72</b>	53,15	55,76	<b>61,40</b>	<b>61,58</b>
	3	56,88	58,42	55,94	56,36	57,79	60,41
	4	56,96	55,89	56,88	55,45	57,04	56,31
	5	57,46	58,57	60,01	<b>63,03</b>	54,98	54,25
	6	<b>57,49</b>	53,35	57,05	56,97	57,92	49,85
	7	56,58	55,89	61,90	60,61	51,43	51,32
	8	57,24	54,69	59,51	56,36	55,05	53,08
	9	56,68	53,20	<b>64,76</b>	62,42	48,86	44,28
	10	56,73	56,32	54,61	51,36	58,78	61,11
Mean		56,97	56,15	58,15	57,77	55,83	54,59
30	1	57,32	53,95	52,68	48,48	<b>61,82</b>	<b>59,24</b>
	2	57,57	56,78	57,79	56,06	57,36	57,48
	3	57,13	58,42	60,82	57,58	53,55	59,24
	4	57,24	55,59	<b>74,92</b>	<b>69,09</b>	40,13	42,52
	5	57,49	52,91	65,97	63,64	49,28	42,52
	6	57,28	<b>58,87</b>	58,94	61,52	55,67	56,31
	7	56,51	53,95	64,96	63,64	48,34	44,57
	8	57,34	55,44	56,51	56,97	58,14	53,96
	9	<b>57,84</b>	54,10	65,43	64,85	50,49	43,70
	10	57,28	55,87	58,99	53,17	55,62	58,48
Mean		57,30	55,59	61,70	59,50	53,04	51,80

d. Performa data *training* dan *testing* untuk data pendonor golongan darah O

Neuron Hidden Layer	Folds	Accuracy		Sensitivity		Specificity	
		Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing
1	1	56,33	53,67	56,06	51,26	56,59	55,97
	2	<b>56,44</b>	54,57	55,89	54,00	56,97	55,10
	3	55,80	<b>57,35</b>	51,23	54,46	60,14	60,09
	4	56,15	56,35	<b>64,58</b>	61,56	48,14	51,41
	5	56,44	56,12	52,17	51,26	<b>60,50</b>	<b>60,74</b>
	6	56,06	55,46	61,58	62,93	50,82	48,37
	7	55,83	54,45	62,73	<b>63,39</b>	49,28	45,99
	8	55,39	55,12	56,90	57,44	53,96	52,93
	9	55,74	57,24	57,36	54,69	54,20	59,65
	10	56,41	54,09	55,53	59,04	57,24	49,34
<i>Mean</i>		56,06	55,44	57,40	57,00	54,78	53,96
2	1	55,83	57,02	61,89	61,78	50,07	52,49
	2	56,39	54,90	59,60	59,95	53,35	50,11
	3	56,54	54,79	58,43	55,61	54,75	54,01
	4	<b>56,58</b>	55,90	52,86	53,78	<b>60,11</b>	57,92
	5	56,51	55,79	56,57	56,06	56,44	55,53
	6	55,74	54,68	58,48	54,00	53,14	55,31
	7	55,22	55,79	54,08	55,38	56,30	56,18
	8	56,20	55,35	<b>66,92</b>	<b>66,82</b>	46,02	44,47
	9	56,48	55,12	60,23	59,50	52,92	50,98
	10	55,77	<b>58,01</b>	55,17	55,61	56,33	<b>60,31</b>
<i>Mean</i>		56,13	55,73	58,42	57,85	53,94	53,73
3	1	55,55	53,67	<b>68,98</b>	<b>69,11</b>	42,81	39,05
	2	55,83	56,35	54,67	56,52	56,93	56,18
	3	56,10	54,12	58,12	55,38	54,17	52,93
	4	56,01	53,79	49,48	49,89	<b>62,21</b>	57,48
	5	55,69	56,90	54,87	57,67	56,47	56,18
	6	56,17	55,35	55,28	51,03	57,02	59,44
	7	55,65	<b>57,35</b>	48,79	49,43	62,16	<b>64,86</b>
	8	56,42	55,35	50,42	46,68	62,11	63,56
	9	<b>56,62</b>	55,12	54,79	53,32	58,35	56,83
	10	55,85	53,64	62,04	60,87	49,99	46,71
<i>Mean</i>		55,99	55,16	55,74	54,99	56,22	55,32
4	1	56,62	55,46	54,67	51,72	58,47	59,00
	2	55,68	<b>58,13</b>	50,17	51,26	<b>60,91</b>	<b>64,64</b>
	3	56,89	54,45	53,78	52,40	59,85	56,40

d. Performa data *training* dan *testing* untuk data pendonor golongan darah O (lanjutan)

Neuron Hidden Layer	Folds	Accuracy		Sensitivity		Specificity	
		Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing
4	4	56,75	55,79	55,76	52,40	57,70	59,00
	5	56,99	53,12	55,00	50,34	58,88	55,75
	6	56,70	56,57	55,94	56,98	57,43	56,18
	7	56,53	57,91	52,12	54,69	60,71	60,95
	8	56,42	54,79	<b>59,52</b>	<b>58,35</b>	53,47	51,41
	9	56,51	53,79	53,52	51,03	59,34	56,40
	10	<b>57,00</b>	54,54	52,99	50,80	60,81	58,11
Mean		56,61	55,45	54,35	53,00	58,76	57,79
5	1	56,17	54,79	50,72	50,57	61,34	58,79
	2	<b>57,01</b>	55,79	52,71	51,03	61,10	60,30
	3	56,56	53,90	<b>62,70</b>	<b>62,01</b>	50,72	46,20
	4	56,30	53,45	49,56	49,43	62,69	57,27
	5	55,68	55,79	62,29	62,47	49,40	49,46
	6	55,53	<b>58,69</b>	54,97	58,12	56,06	59,22
	7	55,65	55,57	39,16	37,07	<b>71,31</b>	<b>73,10</b>
	8	55,80	55,79	53,22	53,09	58,25	58,35
	9	56,38	56,01	59,45	59,04	53,47	53,15
	10	55,41	55,32	47,72	45,31	62,69	64,91
Mean		56,05	55,51	53,25	52,81	58,70	58,07
10	1	56,42	57,35	48,08	51,03	<b>64,33</b>	<b>63,34</b>
	2	57,03	54,45	55,35	52,17	58,61	56,62
	3	55,64	57,91	56,39	56,52	54,92	59,22
	4	55,84	56,68	<b>66,26</b>	<b>65,90</b>	45,95	47,94
	5	56,54	<b>58,57</b>	53,70	57,67	59,24	59,44
	6	56,73	54,79	59,93	58,81	53,69	50,98
	7	56,91	53,23	55,86	52,40	57,92	54,01
	8	56,52	54,79	62,12	59,95	51,21	49,89
	9	57,45	53,67	53,62	49,43	61,08	57,70
	10	<b>57,84</b>	52,74	52,22	47,37	63,17	57,89
Mean		56,69	55,42	56,35	55,13	57,01	55,70
15	1	56,49	54,45	57,16	57,44	55,86	51,63
	2	56,67	56,12	55,81	55,61	57,48	56,62
	3	56,84	54,57	53,78	52,86	59,75	56,18
	4	56,78	56,57	55,78	54,92	57,72	58,13
	5	<b>57,39</b>	55,68	60,23	<b>61,33</b>	54,68	50,33
	6	56,53	56,12	55,99	53,78	57,05	58,35

d. Performa data *training* dan *testing* untuk data pendonor golongan darah O (lanjutan)

Neuron Hidden Layer	Folds	Accuracy		Sensitivity		Specificity	
		Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing
	7	56,85	56,24	53,67	51,49	59,87	60,74
	8	55,55	55,46	<b>61,61</b>	60,18	49,81	50,98
	9	56,67	55,01	50,45	47,83	<b>62,57</b>	<b>61,82</b>
	10	56,27	<b>58,01</b>	57,03	57,44	55,56	58,55
	<i>Mean</i>	56,60	55,82	56,15	55,29	57,03	56,33
30	1	56,61	55,35	49,58	48,28	<b>63,27</b>	<b>62,04</b>
	2	<b>57,24</b>	54,01	59,34	57,44	55,24	50,76
	3	57,11	53,79	55,58	52,17	58,57	55,31
	4	56,57	54,79	<b>66,34</b>	<b>64,30</b>	47,30	45,77
	5	57,31	54,23	64,07	61,10	50,89	47,72
	6	57,22	<b>57,57</b>	54,41	53,32	59,89	61,61
	7	57,25	56,46	59,45	58,12	55,16	54,88
	8	56,85	56,68	61,33	59,95	52,61	53,58
	9	57,14	55,12	60,69	60,18	53,76	50,33
	10	57,52	56,10	61,53	57,89	53,72	54,39
	<i>Mean</i>	57,08	55,41	59,23	57,28	55,04	53,64

**Lampiran 8.** Etimasi parameter metode NN untuk golongan darah A dengan 15 neuron *hidden layer*

a. Estimasi parameter pada *output layer*

<i>Input</i>	Y (Ya)	Y (Tidak)	<i>Input</i>	Y (Ya)	Y (Tidak)
Bias	-0,896	1,224	Neuron 13	0,198	-0,196
Neuron 1	0,264	-0,271	Neuron 14	0,026	-0,104
Neuron 2	0,226	-0,327	Neuron 15	0,019	-0,005
Neuron 3	0,080	-0,163			
Neuron 4	0,209	-0,202			
Neuron 5	0,268	-0,314			
Neuron 6	-0,161	0,151			
Neuron 7	0,243	-0,241			
Neuron 8	0,079	-0,087			
Neuron 9	-0,107	0,086			
Neuron 10	-0,739	0,754			
Neuron 11	0,365	-0,379			
Neuron 12	0,627	-0,612			



b. Estimasi parameter pada *hidden layer*

<i>Hidden Layer</i>	Bias	$X_{1(1)}$	$X_{1(0)}$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$
Neuron 1	3,706	-0,994	0,055	-1,066	1,460	1,541	-0,930
Neuron 2	3,455	-1,542	-0,951	1,007	0,782	1,419	0,427
Neuron 3	2,495	-1,076	0,241	0,021	0,654	1,269	-1,593
Neuron 4	-2,241	0,669	0,537	0,884	0,482	0,426	1,332
Neuron 5	1,734	-1,583	-0,594	1,081	-0,758	0,385	0,096
Neuron 6	1,183	-1,054	-0,880	-1,449	0,451	-1,410	-0,644
Neuron 7	0,446	-0,910	0,550	0,226	-0,273	-1,020	-0,247
Neuron 8	0,014	-0,967	-0,432	0,352	1,286	-1,152	-0,476
Neuron 9	0,441	1,052	-0,472	-1,757	0,592	-0,694	1,559
Neuron 10	-1,150	-1,521	2,320	-1,682	-0,375	0,344	-0,599
Neuron 11	1,401	0,783	-0,802	-1,404	-0,243	-1,646	-0,142
Neuron 12	-2,481	-1,743	-0,596	2,521	1,293	0,049	1,126
Neuron 13	-2,337	-1,500	0,779	0,261	1,483	0,295	-1,448
Neuron 14	2,820	1,272	1,694	0,573	-1,039	-0,254	-0,369
Neuron 15	-3,342	-0,086	-1,164	-1,100	0,012	0,683	1,319

## Lanjutan poin b.

<i>Hidden Layer</i>	$X_{6(1)}$	$X_{6(2)}$	$X_{6(3)}$	$X_{6(4)}$	$X_{6(5)}$	$X_{6(6)}$
Neuron 1	-0,106	-0,846	-1,236	0,512	0,329	0,337
Neuron 2	0,803	-0,160	-1,265	-0,787	0,712	-1,602
Neuron 3	0,521	-1,860	-1,493	-0,456	-0,782	-0,804
Neuron 4	-0,515	-1,053	1,963	0,849	-0,642	-0,250
Neuron 5	0,315	-0,346	0,561	1,250	1,602	-1,574
Neuron 6	0,027	0,004	1,303	-1,566	-0,094	1,285
Neuron 7	1,805	1,753	0,354	-0,509	-1,914	0,457
Neuron 8	-0,652	-1,259	1,489	-1,594	-0,118	0,842
Neuron 9	1,354	-0,863	-0,718	-0,950	0,300	0,103
Neuron 10	1,347	-0,289	0,819	1,367	-1,236	-0,607
Neuron 11	0,645	-0,482	-0,823	-0,723	-1,550	1,588
Neuron 12	1,039	1,520	-0,488	0,323	-0,247	0,041
Neuron 13	0,175	-1,376	-0,096	0,019	0,426	-2,134
Neuron 14	-1,095	-1,000	1,110	0,291	-1,252	1,302
Neuron 15	-1,560	-0,091	-1,497	-0,466	-1,915	-0,128

**Lampiran 9.** Estimasi parameter metode NN untuk golongan darah AB dengan 15 neuron *hidden layer*

a. Estimasi parameter pada *output layer*

<i>Input</i>	Y (Ya)	Y (Tidak)	<i>Input</i>	Y (Ya)	Y (Tidak)
Bias	-0,606	0,495	Neuron 8	-0,066	0,143
Neuron 1	0,363	-0,297	Neuron 9	-0,169	-0,092
Neuron 2	-0,909	0,944	Neuron 10	0,178	-0,166
Neuron 3	0,529	-0,605	Neuron 11	0,225	-0,201
Neuron 4	0,341	-0,322	Neuron 12	0,103	0,012
Neuron 5	0,202	-0,249	Neuron 13	0,022	-0,047
Neuron 6	-0,244	0,247	Neuron 14	0,136	-0,100
Neuron 7	0,457	-0,377	Neuron 15	0,696	-0,627

b. Estimasi parameter pada *hidden layer*

<i>Hidden Layer</i>	Bias	$X_{1(1)}$	$X_{1(0)}$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$
Neuron 1	-3,036	2,005	-1,274	1,730	1,146	0,421	-1,453
Neuron 2	3,311	-0,093	0,831	-1,435	-0,472	-1,808	1,445
Neuron 3	3,079	0,244	0,103	-0,785	0,333	-1,236	1,042
Neuron 4	1,939	-1,202	-0,174	-0,387	0,716	1,624	-0,998
Neuron 5	1,309	-1,317	-1,332	0,738	-0,042	-2,158	-1,081
Neuron 6	-0,988	1,051	-0,895	-1,137	0,065	1,484	-1,599
Neuron 7	-0,427	1,038	-0,096	-0,716	-1,377	0,738	0,776
Neuron 8	0,110	0,542	0,624	-1,185	0,492	-0,787	1,669
Neuron 9	-0,505	-0,044	-0,023	-0,740	-1,053	-0,604	-1,220
Neuron 10	0,731	0,666	-0,127	1,038	-1,649	0,543	1,433
Neuron 11	1,369	1,265	1,061	1,032	1,109	1,027	0,758
Neuron 12	2,078	1,286	-1,281	0,143	0,438	0,886	-1,213
Neuron 13	2,545	1,125	-0,229	1,631	1,154	-0,077	-1,271
Neuron 14	-2,755	-1,389	-0,682	1,560	1,059	1,542	-0,481
Neuron 15	-3,506	-1,107	-0,330	1,549	-0,021	-1,260	-1,835

Lanjutan poin b.

<i>Hidden Layer</i>	$X_{6(1)}$	$X_{6(2)}$	$X_{6(3)}$	$X_{6(4)}$	$X_{6(5)}$	$X_{6(6)}$
Neuron 1	-0,844	0,736	-1,535	0,183	-1,118	0,493
Neuron 2	-0,284	-0,938	-1,819	-0,808	-0,003	0,533
Neuron 3	1,209	-1,520	-1,548	0,757	0,270	0,575
Neuron 4	-0,784	1,392	0,458	0,861	-0,651	-2,055
Neuron 5	0,063	1,643	0,286	-0,887	-0,778	-0,190

b. Estimasi parameter pada *hidden layer* (lanjutan)

<i>Hidden Layer</i>	$X_{6(1)}$	$X_{6(2)}$	$X_{6(3)}$	$X_{6(4)}$	$X_{6(5)}$	$X_{6(6)}$
Neuron 6	0,088	1,347	-0,087	1,344	0,365	-0,727
Neuron 7	-2,198	0,504	1,275	-0,696	-0,251	-0,495
Neuron 8	0,124	-0,704	0,194	-1,368	1,381	-1,346
Neuron 9	0,377	2,063	-0,482	0,183	0,957	0,825
Neuron 10	-1,351	0,312	0,499	0,582	2,008	-0,581
Neuron 11	0,749	1,385	1,060	0,373	0,938	-0,890
Neuron 12	-1,188	1,147	1,002	-1,211	0,628	0,187
Neuron 13	-0,669	1,026	0,946	-0,173	0,024	-1,571
Neuron 14	-0,389	-1,263	1,610	0,035	-0,561	-0,683
Neuron 15	2,399	-0,179	-0,644	-1,272	-0,560	-0,540

**Lampiran 10.** Estimasi parameter metode NN untuk golongan darah B dengan 30 neuron *hidden layer*a. Estimasi parameter pada *output layer*

<i>Input</i>	Y (Ya)	Y (Tidak)	<i>Input</i>	Y (Ya)	Y (Tidak)
Bias	0,136	0,698	Neuron 16	-0,015	-0,080
Neuron 1	-0,348	0,482	Neuron 17	-0,195	0,186
Neuron 2	0,106	0,217	Neuron 18	0,119	-0,226
Neuron 3	-0,296	-0,655	Neuron 19	0,173	-0,412
Neuron 4	-0,159	0,126	Neuron 20	-0,198	0,114
Neuron 5	-0,128	0,247	Neuron 21	0,016	0,322
Neuron 6	0,269	-0,336	Neuron 22	0,060	0,046
Neuron 7	-0,220	-0,078	Neuron 23	-0,119	0,356
Neuron 8	-0,240	-0,096	Neuron 24	0,062	0,051
Neuron 9	0,422	-0,492	Neuron 25	0,240	-0,073
Neuron 10	0,409	-0,407	Neuron 26	-0,002	-0,130
Neuron 11	-0,003	-0,397	Neuron 27	0,182	-0,105
Neuron 12	-0,087	-0,063	Neuron 28	-0,191	0,296
Neuron 13	0,223	-0,414	Neuron 29	-0,002	-0,171
Neuron 14	-0,199	0,178	Neuron 30	-0,228	0,267
Neuron 15	-0,163	0,337			

a. Estimasi parameter pada *hidden layer*

<i>Hidden Layer</i>	Bias	$X_{1(1)}$	$X_{1(0)}$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$
Neuron 1	-3,660	1,082	0,186	-0,991	0,017	-1,648	1,600
Neuron 2	3,696	-1,329	0,681	-1,566	-0,431	-0,528	0,545

b. Estimasi parameter pada *hidden layer* (lanjutan)

<i>Hidden Layer</i>	Bias	$X_{1(1)}$	$X_{1(0)}$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$
Neuron 3	3,345	-0,898	-0,537	-0,422	1,229	1,214	1,568
Neuron 4	2,846	-1,433	0,331	-0,998	-0,700	1,288	-1,358
Neuron 5	2,772	-0,556	1,357	-0,425	0,806	-1,318	1,535
Neuron 6	-2,455	1,226	1,235	0,064	-2,181	-0,583	-0,595
Neuron 7	2,274	-1,851	0,005	-0,828	1,371	-0,483	1,439
Neuron 8	-2,006	-0,034	-0,734	-0,029	-1,462	0,581	-0,944
Neuron 9	1,715	-0,756	-0,140	1,504	1,811	-1,233	1,784
Neuron 10	-0,893	1,571	-1,687	0,835	-0,738	0,052	0,441
Neuron 11	-1,456	0,988	1,111	0,026	1,357	-0,933	0,700
Neuron 12	0,948	-0,613	0,079	0,829	-0,906	0,192	0,355
Neuron 13	-0,689	0,461	-1,588	-0,953	-0,967	1,292	-0,652
Neuron 14	0,350	-0,329	-1,516	-2,383	1,105	-0,791	-0,175
Neuron 15	-0,073	1,628	1,144	1,589	-0,038	0,616	0,509
Neuron 16	-0,109	-1,668	-1,762	-0,729	-1,131	-0,095	1,090
Neuron 17	0,420	1,848	0,196	0,440	-0,135	-0,663	1,780
Neuron 18	0,606	0,863	0,461	1,406	-0,785	-1,907	-0,914
Neuron 19	0,852	0,090	0,258	1,359	-0,143	1,438	0,827
Neuron 20	0,950	1,206	-0,364	-0,993	1,224	0,271	-0,667
Neuron 21	1,465	1,135	1,573	-0,994	0,493	1,185	1,060
Neuron 22	-1,613	-1,664	0,079	0,236	-1,849	-0,473	-0,563
Neuron 23	1,934	0,920	-0,108	1,571	-0,509	-1,043	-1,196
Neuron 24	-2,265	-0,318	0,313	1,372	0,458	0,396	1,706
Neuron 25	-2,356	-0,630	-0,884	-0,234	0,034	0,288	-1,369
Neuron 26	2,762	0,654	0,389	1,631	-1,592	1,725	-1,328
Neuron 27	-2,749	-0,002	-0,431	1,354	0,334	1,652	1,514
Neuron 28	-3,203	-1,491	-1,101	-0,005	0,274	1,598	0,344
Neuron 29	-3,628	0,097	0,975	1,218	1,674	-0,199	0,683
Neuron 30	-3,405	-1,851	-0,288	-1,816	-0,965	0,147	0,744

## Lanjutan poin b.

<i>Hidden Layer</i>	$X_{6(1)}$	$X_{6(2)}$	$X_{6(3)}$	$X_{6(4)}$	$X_{6(5)}$	$X_{6(6)}$
Neuron 1	1,468	0,660	1,608	1,177	0,101	-0,559
Neuron 2	-1,514	-1,242	-1,075	0,331	0,407	0,726
Neuron 3	-1,772	0,271	0,567	-1,013	-0,774	-1,311
Neuron 4	1,457	1,005	-0,237	-0,295	-2,022	1,073
Neuron 5	-2,022	-0,081	0,223	0,139	0,696	0,801
Neuron 6	-1,069	-1,391	-0,700	0,970	-0,452	-0,918

b. Estimasi parameter pada *hidden layer* (lanjutan)

<i>Hidden Layer</i>	$X_{6(1)}$	$X_{6(2)}$	$X_{6(3)}$	$X_{6(4)}$	$X_{6(5)}$	$X_{6(6)}$
Neuron 7	-1,001	0,099	-0,722	-0,310	1,549	0,170
Neuron 8	-0,344	1,811	1,744	0,166	-1,520	-0,313
Neuron 9	0,699	-0,491	1,233	0,733	-1,629	-0,070
Neuron 10	-1,701	-1,542	-1,660	0,351	0,043	-0,224
Neuron 11	0,546	0,916	1,645	-1,204	1,018	-0,897
Neuron 12	1,421	-1,482	1,107	-1,795	0,392	1,473
Neuron 13	0,739	-1,304	-0,633	1,741	0,854	1,348
Neuron 14	0,830	0,531	0,217	0,284	-0,976	1,551
Neuron 15	0,791	-0,516	-0,216	1,652	-1,334	0,258
Neuron 16	-0,146	-1,584	0,958	-0,399	-0,833	0,110
Neuron 17	-0,919	-1,153	-1,256	0,332	1,701	0,467
Neuron 18	-0,698	0,223	1,355	1,209	-1,487	-0,656
Neuron 19	1,838	1,643	0,427	-1,107	-0,601	-0,959
Neuron 20	-1,387	1,089	1,154	0,054	-1,557	1,709
Neuron 21	0,373	0,200	1,578	-1,573	-0,360	-0,213
Neuron 22	0,552	0,883	1,254	-1,704	0,639	0,774
Neuron 23	1,641	-0,710	1,475	-0,129	-1,013	-1,116
Neuron 24	-1,183	1,358	0,441	-1,131	-0,920	-1,531
Neuron 25	-1,458	0,462	0,730	-1,904	-1,947	0,849
Neuron 26	0,093	0,969	0,574	0,072	1,028	-0,126
Neuron 27	-1,132	1,250	-0,721	-0,917	1,043	-1,334
Neuron 28	-0,387	-1,701	1,174	1,330	-0,148	-0,788
Neuron 29	-0,604	-1,594	-0,287	1,254	-0,236	1,553
Neuron 30	-1,474	1,039	0,796	1,256	-1,016	-1,073

**Lampiran 11.** Estimasi parameter metode NN untuk golongan darah O dengan 30 neuron *hidden layer*

a. Estimasi parameter pada *output layer*

<i>Input</i>	Y (Ya)	Y (Tidak)	<i>Input</i>	Y (Ya)	Y (Tidak)
Bias	0,369	0,185	Neuron 8	0,113	-0,099
Neuron 1	-0,304	0,355	Neuron 9	-0,604	0,548
Neuron 2	-0,015	0,002	Neuron 10	-0,380	-0,026
Neuron 3	-0,161	-0,038	Neuron 11	0,072	-0,003
Neuron 4	-0,384	0,352	Neuron 12	0,346	-0,276
Neuron 5	0,624	-0,683	Neuron 13	0,378	-0,412
Neuron 6	0,258	-0,342	Neuron 14	0,559	-0,507
Neuron 7	0,088	-0,206	Neuron 15	0,275	-0,345

a. Estimasi parameter pada *output layer* (lanjutan)

<i>Input</i>	Y (Ya)	Y (Tidak)	<i>Input</i>	Y (Ya)	Y (Tidak)
Neuron 16	-0,267	-0,111	Neuron 24	0,174	-0,232
Neuron 17	0,394	-0,440	Neuron 25	-0,167	0,363
Neuron 18	-0,046	0,036	Neuron 26	0,434	-0,300
Neuron 19	0,226	-0,195	Neuron 27	-0,963	1,020
Neuron 20	0,049	0,049	Neuron 28	-0,022	-0,036
Neuron 21	0,614	-0,358	Neuron 29	-0,747	0,447
Neuron 22	0,503	-0,012	Neuron 30	0,004	0,049
Neuron 23	0,347	-0,381			

b. Estimasi parameter pada *hidden layer*

<i>Hidden Layer</i>	Bias	$X_{1(1)}$	$X_{1(0)}$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$
Neuron 1	-3,889	1,026	-0,663	1,507	-0,105	-0,538	0,905
Neuron 2	-3,508	0,914	0,894	-0,501	1,297	1,492	1,152
Neuron 3	-3,319	0,659	-0,486	1,653	1,792	-0,797	0,188
Neuron 4	-2,919	-0,588	0,011	1,502	-0,130	-1,311	1,522
Neuron 5	2,671	-0,220	1,114	-0,701	-0,709	0,277	2,278
Neuron 6	-2,460	1,247	0,005	1,315	-1,291	-1,554	-0,009
Neuron 7	-2,093	-0,073	-0,694	0,336	1,001	-0,881	1,207
Neuron 8	1,931	-1,311	-1,081	-1,289	1,089	-0,847	0,551
Neuron 9	1,605	-0,098	0,814	-1,736	0,481	-1,675	0,279
Neuron 10	-1,392	2,029	-0,978	-0,043	0,697	1,165	0,001
Neuron 11	-1,250	0,025	-1,215	-1,004	0,991	-1,051	1,004
Neuron 12	-1,043	1,319	-1,008	1,631	0,872	0,479	0,956
Neuron 13	0,436	-0,998	0,126	-1,918	0,504	0,498	1,186
Neuron 14	-0,405	1,675	-0,055	2,044	-1,578	-0,968	0,561
Neuron 15	-0,183	1,140	-0,263	0,947	-1,209	-1,397	-0,732
Neuron 16	0,159	1,534	1,294	-0,668	-1,046	0,774	0,294
Neuron 17	-0,203	-1,342	1,729	1,034	1,405	-0,140	-1,696
Neuron 18	0,576	1,188	-0,312	0,816	0,542	1,019	-1,759
Neuron 19	-0,682	-0,532	-1,391	-0,895	1,237	0,734	-1,278
Neuron 20	-1,279	-0,273	0,246	0,829	0,324	0,114	1,368
Neuron 21	-1,359	-0,411	-1,420	-0,735	-0,530	-0,330	0,280
Neuron 22	1,601	1,263	-1,389	0,005	-0,870	0,587	-0,244
Neuron 23	1,862	0,194	-1,009	2,177	1,811	-1,690	-0,940
Neuron 24	-2,164	-1,486	-0,935	-0,872	0,217	0,390	1,528
Neuron 25	-2,651	-1,900	-1,028	-1,339	0,704	-0,574	0,803
Neuron 26	2,720	0,768	-0,597	0,728	0,684	-1,943	1,809
Neuron 27	2,664	0,425	1,648	-0,907	0,454	-0,221	1,771

b. Estimasi parameter pada *hidden layer* (lanjutan)

<i>Hidden Layer</i>	Bias	$X_{1(1)}$	$X_{1(0)}$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$
Neuron 28	3,291	0,736	-2,380	-0,154	-2,283	0,871	-0,402
Neuron 29	3,452	1,535	1,722	-0,820	-1,297	1,367	-1,110
Neuron 30	-3,507	-0,414	0,353	-1,769	0,938	0,058	1,518

## Lanjutan poin b.

<i>Hidden Layer</i>	$X_{6(1)}$	$X_{6(2)}$	$X_{6(3)}$	$X_{6(4)}$	$X_{6(5)}$	$X_{6(6)}$
Neuron 1	-0,805	-0,544	-1,186	-0,816	-1,984	1,322
Neuron 2	-1,445	-0,512	-0,805	0,946	1,269	-0,077
Neuron 3	-1,258	0,293	0,268	1,767	-0,459	0,536
Neuron 4	-0,454	-1,865	-0,886	1,224	-1,255	-1,325
Neuron 5	1,064	-0,069	2,341	0,958	-0,633	-1,254
Neuron 6	1,006	-1,833	-0,566	-0,091	-0,717	1,111
Neuron 7	1,241	-1,313	-1,762	-1,075	0,315	-1,283
Neuron 8	0,966	-1,896	-0,586	1,027	0,248	-0,928
Neuron 9	0,325	-1,052	0,977	-1,234	1,941	-0,809
Neuron 10	-0,382	-1,306	-1,595	0,734	-0,637	-1,303
Neuron 11	1,293	1,057	1,755	-0,077	0,788	-1,100
Neuron 12	0,886	1,243	2,070	-0,018	1,112	-0,615
Neuron 13	0,858	-0,363	0,130	0,563	-1,506	2,225
Neuron 14	0,041	0,372	0,933	0,866	0,802	1,165
Neuron 15	-1,662	1,683	0,587	0,261	0,940	-0,952
Neuron 16	-1,539	1,109	0,206	-0,587	-1,120	0,837
Neuron 17	-0,471	-1,528	0,593	0,758	-0,338	1,054
Neuron 18	1,139	-0,485	1,585	-0,256	1,260	-1,202
Neuron 19	-1,211	1,096	-1,667	0,835	-0,836	-0,707
Neuron 20	-1,447	-1,012	0,116	1,746	1,690	0,972
Neuron 21	2,297	-0,977	1,058	0,742	1,723	-0,290
Neuron 22	-1,567	0,578	1,060	1,448	-0,950	0,862
Neuron 23	-0,490	-0,464	0,249	-0,271	0,654	0,848
Neuron 24	-1,838	-0,927	0,722	0,287	1,671	0,388
Neuron 25	0,907	1,626	1,009	-0,195	0,211	0,663
Neuron 26	0,662	-0,655	-0,903	-1,099	0,593	-1,054
Neuron 27	-0,789	-1,073	1,012	-0,671	-1,516	1,667
Neuron 28	-0,232	0,410	0,105	0,321	-0,267	-0,363
Neuron 29	-0,746	0,573	0,620	-0,777	0,283	-1,335
Neuron 30	-1,984	1,179	-1,096	0,252	0,794	0,747

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*



## BIOGRAFI PENULIS



Penulis bernama Fakhrus Salam atau biasa dipanggil Fakhrus, lahir di Lamongan, 04 Mei 1994. Penulis merupakan anak kedua dari dua bersaudara yang lahir dari pasangan suami istri Khusnul dan Lastri. Penulis telah menempuh pendidikan formal di TK Wahid Hasim Dlanggu Lamongan, SDN Dlanggu II Lamongan (2000 - 2006), SMPN 4 Lamongan (2006 - 2009), MAN Lamongan (2009 - 2012), dan Diploma III Statistika FMIPA-ITS (2012 - 2015). Penulis melanjutkan pendidikan ke jenjang S1 di Departemen Statistika FMIPA-ITS melalui program Lintas Jalur. Selama menjadi mahasiswa, Penulis sempat aktif di beberapa kegiatan seminar yang diselenggarakan oleh jurusan maupun institut, selain itu, Penulis juga pernah menjadi asisten dosen di beberapa mata kuliah seperti *official statistics* dan *biostatistics*. Menyelesaikan tugas akhir merupakan salah satu kebanggaan tersendiri bagi Penulis, karena dapat sedikit mengimplemntasikan ilmu yang telah diperoleh selama bangku perkuliahan. Rasa senang, bosan, sekaligus menyedihkan untuk dilalui Penulis sehingga dapat menyelesaikan pendidikan S1 di Departemen Statistika FMIPA-ITS. Pertanyaan-pertanyaan mengenai penelitian ini dapat dilayangkan melalui email [fakhrussalam@gmail.com](mailto:fakhrussalam@gmail.com).

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*